



Application de l'identification d'objets sur images à l'étude de canopées de peuplements forestiers tropicaux : cas des plantations d'Eucalyptus et des mangroves

Jia Zhou

► To cite this version:

Jia Zhou. Application de l'identification d'objets sur images à l'étude de canopées de peuplements forestiers tropicaux : cas des plantations d'Eucalyptus et des mangroves. Ecosystèmes. Université Montpellier II - Sciences et Techniques du Languedoc, 2012. Français. NNT: . tel-00763706

HAL Id: tel-00763706

<https://theses.hal.science/tel-00763706>

Submitted on 11 Dec 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ MONTPELLIER II
SCIENCES ET TECHNIQUES DU LANGUEDOC

THÈSE

Ecole Doctorale : Systèmes Intégrés en Biologie, Agronomie, Géosciences, Hydros-
ciences, Environnement (SIBAGHE)

Champ disciplinaire : Ecosystèmes

Application de l'identification d'objets sur images à
l'étude de canopées de peuplements forestiers
tropicaux : cas des plantations d'*Eucalyptus* et des
mangroves

Jia ZHOU

Thèse dirigée par Pierre COUTERON et Josiane ZERUBIA

Soutenue le 16 novembre 2012

Jury

Laurent POLIDORI	CNAM-ESGT	Rapporteur
Kamel SOUDANI	Université Paris-Sud	Rapporteur
Agnès BEGUÉ	CIRAD-UMR TETIS	Examineur
François FROMARD	CNRS-UMR ECOLAB	Examineur
Pierre COUTERON	IRD-UMR AMAP	Directeur de thèse
Josiane ZERUBIA	INRIA-CRI-SAM	Co-directrice de thèse
Christophe PROISY	IRD-UMR AMAP	Co-encadrant
Xavier DESCOMBES	INRIA-CRI-SAM	Co-encadrant

Résumé

La thèse s'inscrit dans l'étude de la structuration des forêts à partir des propriétés de la canopée telles que décrites par la distribution spatiale ou la taille des houppiers des arbres dominants. L'approche suivie est fondée sur la théorie des Processus Ponctuels Marqués (PPM) qui permet de modéliser ces houppiers comme des disques sur images considérées comme un espace 2D. Le travail a consisté à évaluer le potentiel des PPM pour détecter automatiquement les houppiers d'arbres dans des images optiques de très résolution spatiale acquises sur des forêts de mangroves et des plantations d'*Eucalyptus*. Pour les mangroves, nous avons également travaillé sur des images simulées de réflectance et des données Lidar. Différentes adaptations (paramétrage, modèles d'énergie) de la méthode de PPM ont été testées et comparées grâce à des indices quantitatifs de comparaison entre résultats de la détection et références de positionnement issues du terrain, de photo-interprétation ou de maquettes forestières.

Dans le cas des mangroves, les tailles de houppier estimées par détection restent cohérentes avec les sorties des modèles allométriques disponibles. Les résultats thématiques indiquent que la détection par PPM permet de cartographier dans une jeune plantation d'*Eucalyptus* la densité locale d'arbres dont la taille des houppiers est proche de la résolution spatiale de l'image (0.5m). Cependant, la qualité de la détection diminue quand le couvert se complexifie. Ce travail dresse plusieurs pistes de recherche tant mathématique, comme la prise en compte des objets de forme complexe, que thématiques, comme l'apport des informations forestières à des échelles pertinentes pour la mise au point de méthodes de télédétection.

Mots-clés : détection d'objets, processus ponctuels marqués, houppiers, structure forestière

Cette thèse a été financée par l'UM2 et a été préparée dans deux laboratoires de recherche, l'UMR AMAP à Montpellier et Ariana/Ayin de l'INRIA à Sophia-antipolis dont les adresses sont :

UMR AMAP, CIRAD
TA A51/PS2
34398 Montpellier Cedex 5
France

INRIA Sophia Antipolis Méditerranée
2004, route des Lucioles - BP 93
06902 Sophia Antipolis Cedex
France

Object identification on remote sensing images of tropical forest canopies - applications to the study of *Eucalyptus* plantation and mangrove forest

Abstract

This PhD work aims at providing information on the forest structure through the analysis of canopy properties as described by the spatial distribution and the crown size of dominant trees. Our approach is based on the Marked Point Processes (MPP) theory, which allows modeling tree crowns observed in remote sensing images by discs belonging a two dimensional space. The potential of MPP to detect the trees crowns automatically is evaluated by using very high spatial resolution optical satellite images of both *Eucalyptus* plantations and mangrove forest. Lidar and simulated reflectance images are also analyzed for the mangrove application. Different adaptations (parameter settings, energy models) of the MPP method are tested and compared through the development of quantitative indices that allow comparison between detection results and tree references derived from the field, photo-interpretation or the forest mockups.

In the case of mangroves, the estimated crown sizes from detections are consistent with the outputs from the available allometric models. Other results indicate that tree detection by MPP allows mapping, the local density of trees of young *Eucalyptus* plantations even if crown size is close to the image spatial resolution (0.5m). However, the quality of detection by MPP decreases with canopy closeness. To improve the results, further work may involve MPP detection using objects with finer shapes and forest data measurements collected at the tree plant scale.

Keywords : object detection, marked point processes, tree crowns, forest structure

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier profondément mes directeurs de thèse, Pierre Couteron et Josiane Zerubia, qui m'ont donné l'occasion d'effectuer cette thèse au sein de leurs équipes, et m'ont accordé leur soutien, leur disponibilité et leurs encouragements pendant ces trois ans de travail. J'ai aussi beaucoup apprécié les efforts qu'ils ont faits afin de trouver des financements pour finir ma thèse, également pour les participations aux colloques, et pour les nombreux déplacements.

J'adresse mes sincères remerciements à mes encadrants Christophe Proisy et Xavier Descombes pour leurs indications scientifiques et le temps qu'ils ont consacré pour mon travail. Je suis particulièrement reconnaissante pour la sympathie et la patience qu'ils m'ont manifestées.

Je voudrais exprimer ma gratitude à mes nombreux collègues qui m'ont aidé à enrichir mon plan de thèse. Je remercie notamment Gueric et Yann pour l'offre des données précieuses d'images et d'inventaires sur les plantations d'eucalyptus. Merci à Grégoire et Nicolas pour leurs discussions et conseils intéressants, même si le temps n'a pas permis de tout mettre en application.

Un grand merci à tous les membres des deux équipes, l'UMR AMAP à Montpellier et Ariana/Ayin à l'INRIA de Sophia-Antipolis, pour m'avoir accueillie dans une ambiance conviviale, et à toutes les personnes qui m'ont supportée à tout moment, je ne citerai pas de nom afin de n'oublier personne.

Je tiens à remercier par avance tous les membres du jury pour leur participation à ma soutenance, et plus particulièrement les rapporteurs Laurent Polidori et Kamel Soudani d'avoir accepté cette tâche difficile de relecture.

Je n'oublie pas le financement apporté par l'Université Montpellier II, sans lequel la thèse n'aurait pas été possible.

Bien évidemment, des remerciements sincères sont adressés à ma famille et mes amis pour leur soutien, leurs encouragements et leur accompagnement en toute circonstance.

Acronymes

- CBD : Convention on Biological Diversity
- CIRAD : Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement
- CNAM : Conservatoire National des Arts et Métiers
- DART : Discrete Anisotropic Radiative Transfer
- DBH : Diameter at Breast Height
- ESGT : Ecole Supérieure des Géomètres et Topographes
- FOTO : FOurier-based Textural Ordination
- INRIA : Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique
- IRD : Institut de Recherche pour le Développement
- LiDAR : Light Detection And Ranging
- LUCLUF : Land-Use Change, Land-Use and Forestry sector
- MTE : Théorie Ecologique Métabolique
- MRV : Monitoring, Reporting, Verification
- PPM : Processus Ponctuels Marqués
- RaDAR : Radio Detection And Ranging
- REDD+ : Réduction des Emissions dues à la Déforestation et à la Dégradation forestière, incluant la conservation, la gestion forestière durable et l'augmentation des stocks de carbone forestier
- THRS : Très Haute Résolution Spatiale
- UNFCCC : United Nations Framework Convention on Climate Change
- UMR AMAP : Unité Mixte de Recherche - botAnique et bio-inforMatique de l'Architecture des Plantes
- UMR CESBIO : Unité Mixte de Recherche - Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère
- UMR TETIS : Unité Mixte de Recherche - Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale

Table des matières

Résumé	3
1 Introduction	13
1.1 Contexte des forêts tropicales	13
1.2 Recherches sur la morphologie des arbres et la structure des forêts	14
1.3 Apports de la télédétection et recherches en cours	15
1.4 Objectif de la thèse	17
1.5 Organisation du manuscrit	18
2 Matériel	19
2.1 Données forestières utilisées	19
2.1.1 Présentation des écosystèmes forestiers	19
2.1.2 Description des arbres et des peuplements forestiers	23
2.2 Données de télédétection	30
2.2.1 Nécessité de la très haute résolution spatiale (THRS)	30
2.2.2 Images optiques satellitaires THRS	32
2.2.3 Modèle numérique de canopée à partir de données LiDAR	34
2.2.4 Images simulées	34
3 Approche méthodologique	37
3.1 Etat de l'art sur la détection d'objets	37
3.1.1 Diverses méthodes de détection de houppiers	37
3.1.2 Méthode de Processus Ponctuels Marqués (PPM)	41
3.2 Description de la méthode par PPM	42
3.2.1 Introduction aux PPM	42
3.2.2 Application à l'extraction d'objets	43
3.2.3 Application à la détection de houppiers	46

3.3	Méthode de validation des détections	62
3.3.1	Mise en correspondance	63
3.3.2	Indicateurs de qualité de détection	64
4	Applications sur les forêts de mangrove	67
4.1	Matériels de l'étude	67
4.1.1	Principes de génération de maquettes de peuplement de palétuviers	67
4.1.2	Dynamique des paramètres forestiers dans les maquettes	68
4.1.3	Images simulées	70
4.2	Sélection des arbres détectables	73
4.2.1	Sélection des 100 plus hauts arbres par hectare	73
4.2.2	Sélection par recouvrements entre houppiers	75
4.2.3	Sélection par indice de fermeture	77
4.3	Calibration du modèle PPM	84
4.3.1	Détermination de l'intervalle de rayons de disques $[r_{min}, r_{max}]$ par analyse visuelle	84
4.3.2	Vérification de la convergence des processus d'optimisation	84
4.3.3	Attache aux données : distance Bhattacharyya vs. Test de <i>Student</i>	86
4.3.4	Recouvrement entre disques	90
4.3.5	Influence des rayons de disques	92
4.4	Influence de la résolution spatiale et la taille de pixel	99
4.5	Choix des arbres de référence	102
4.6	Analyse sur la structure des peuplements	106
4.7	Détection sur images réelles de mangrove	108
5	Applications sur les eucalyptus	115
5.1	Détection sur quatre placettes	115
5.1.1	Mesures réalisées sur les parcelles témoins	115
5.1.2	Détection sur des images originales	116
5.1.3	Détection sur images sur-échantillonnées	121
5.1.4	Détection multi-temporelle	124
5.2	Détection sur une grande surface de plantation	127
5.2.1	Résumé de l'article	128

6 Conclusions	133
6.1 Bilan du travail	133
6.1.1 Choix de la méthode de détection	133
6.1.2 Nouveaux apports dans la méthode de PPM	134
6.1.3 Paramétrage de la méthode par PPM	134
6.1.4 Résolution spatiale des images	136
6.1.5 Application sur les forêts de mangroves	137
6.1.6 Application sur les plantations d' <i>Eucalyptus</i>	138
6.2 Perspectives et discussion	138
6.2.1 Divers modèles envisageables dans le cadre des PPM	138
6.2.2 Intégration de l'algorithme "Multiple Birth and Cut"	140
6.2.3 Sensibilité aux conditions d'acquisition d'images	141
6.2.4 Liens avec les théories allométriques et l'écologie forestière	141
Article et communications réalisés dans la thèse	143
A Article FEM 2012	145
B Communication ACPR 2011	159
C Communication SPIE 2010	165
D Communication IGARSS 2012	173
Bibliographie	179

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte des forêts tropicales

Les forêts recouvrent un peu plus d'un quart des terres émergées et constituent un maillon clé entre l'atmosphère, la géosphère et l'hydrosphère. Elles jouent un rôle essentiel sur Terre dans les cycles biogéochimiques, la régulation hydrologique et climatique, la protection et la reconstitution des sols, la conservation des espèces animales et végétales. Elles interviennent aussi fortement dans les domaines économique et social en fournissant des services très variés : production du bois et d'autres produits forestiers non-ligneux, protection des sols, stockage du carbone, habitats des êtres vivants, loisirs. La protection et la gestion durable de ces milieux forestiers sont des enjeux importants pour les sociétés humaines et font l'objet de conventions internationales sur la biodiversité (CBD : [CBD, 2012]) et le climat (UNFCCC : [UNFCCC, 2012]) [Bonan, 2008, Jackson et al., 2008, Phelps et al., 2012].

Situées entre les Tropiques du Capricorne et du Cancer, les forêts tropicales occupent presque la moitié de la superficie des forêts mondiales. Malheureusement, ces écosystèmes sont soumis depuis une cinquantaine d'années à des pressions anthropiques croissantes, menant à leur dégradation voire à la déforestation complète sur des grandes surfaces [DeFries et al., 2007, Raynal-Roques, 2001]. Les conséquences sont nombreuses : par exemple, la perte de la biodiversité [Brosset et al., 1996], l'érosion des sols [Sarraihi, 1990], les émissions massives de carbone. D'après [GIEC, 2007], le secteur de la foresterie (secteur LUCLUF du protocole de Kyoto) dont principalement la déforestation et la dégradation des forêts tropicales sont responsables de 17,4% des émissions de Gaz à Effet de Serre (GES) anthropiques.

Conversions en zones agricoles, méthodes mal contrôlées de l'agriculture, surexploitations des ressources en bois, ainsi que changements climatiques (sécheresses répétées, incendies) sont à l'origine de l'érosion de la biodiversité et des surfaces de forêts tropicales. Cependant, les régions tropicales restent moins bien connues que les régions tempérées. Les données objectives et précises sur les surfaces et les types de forêts tropicales sont insuffisantes. Comprendre les fonctionnements de ces écosystèmes est devenu une nécessité pour les protéger, et proposer des solutions pour corriger autant que possible les tendances

actuelles. C'est ici que l'on peut mentionner l'enjeu de la valorisation des forêts tropicales, entre autres au travers des stockages du carbone, ce qui demande plus de connaissances à leur sujet. Par exemple, le mécanisme international REDD+ [Langevin, 2012] propose de rémunérer les pays en voie de développement pour leurs efforts dans la lutte contre la déforestation et la dégradation forestière sur une base volontaire. D'éventuelles rémunérations sont dépendantes de la mise au point de systèmes efficaces de "mesure, notification, vérification" (MNV) (MRV : "monitoring, reporting, verification") pour suivre les efforts réellement appliqués sur de très grandes surfaces.

1.2 Recherches sur la morphologie des arbres et la structure des forêts

La préoccupation pour l'avenir des forêts a incité de nombreuses recherches dans ce domaine, ainsi qu'un nouvel intérêt pour la structure des arbres et des peuplements forestiers. La distribution spatiale et l'architecture des arbres individuels sont des caractéristiques importantes d'une forêt car ils sont les témoins du fonctionnement et de la dynamique de l'écosystème dans son ensemble [Birnbaum, 2001, Shugart et al., 2010, West et al., 2009]. Les études interviennent sur divers aspects : la distribution et l'abondance des espèces, la morphologie des arbres, le fonctionnement physiologique et métabolique, la structure et la dynamique des peuplements d'arbres et des forêts, ... Plusieurs théories et modèles ont été proposés pour expliquer ou prédire le fonctionnement des forêts à différentes échelles : arbres, peuplements, régions, biomes. Par exemple, la théorie écologique métabolique (MTE) [Enquist et al., 2009, West et al., 2009] est connue pour ses prédictions théoriques concernant de nombreuses relations allométriques liant les principaux paramètres de taille des arbres (le diamètre de tronc, la hauteur d'arbre, le diamètre du houppier), et concernant la distribution des arbres dans l'espace selon leurs tailles, l'utilisation des ressources, la biomasse, le flux de carbone, etc. Utilisant largement ces prédictions, le modèle "Allostand", présenté dans [Barbier et al., 2012], vise à simuler des forêts en 3D à partir des inventaires de terrains (distribution de DBH) par des relations allométriques. Néanmoins, de nombreux travaux empiriques ont montré les limites de la théorie MTE, parmi lesquels [Banin et al., 2012, Coomes et al., 2003, Muller-Landau et al., 2006a, Muller-Landau et al., 2006b]. Des modèles alternatifs ou complémentaires sont aussi proposés. Ainsi, [Bragg, 2001] utilise une méthode plus empirique, basée sur l'estimation "l'accroissement potentiel relatif" ("Potential Relative Increment"), pour modéliser la croissance optimale en DBH pour 24 espèces d'arbres à l'échelle de l'ensemble des Etats-Unis. [Bohlman and Pacala, 2012] utilisent un modèle, dérivé de l'approximation de "plasticité parfaite" de la forme des arbres ("Perfect Plasticity Approximation", introduite dans [Strigul et al., 2008] et [Purves and S, 2008] en référence aux forêts tempérées) pour faire des prédictions concernant la structure de la canopée et la croissance d'une forêt tropicale (Barro Colorado Island, Panama). Le modèle vise à prédire le nombre de couronnes par unités de surface ("crown area index") et d'affecter les arbres à des strates de la canopée.

Dans tous les cas, les inventaires de terrain sont indispensables pour concevoir, calibrer

et valider ces théories et ces modèles. L'obtention de mesures de terrain représentatives reste difficile, particulièrement dans les forêts denses et complexes, comme le cas des forêts tropicales. Cela est lié à plusieurs difficultés : premièrement, les territoires sont très vastes et l'accessibilité souvent difficile, il faut passer beaucoup du temps *in situ* ce qui a un coût financier important. De plus, techniquement, les mesures de certains paramètres depuis le sol, comme la hauteur d'arbre, la taille ou la forme des houppiers, contiennent des imprécisions inévitables. Les moyens d'acquisition des données et leurs utilisations deviennent donc des parties importantes dans les recherches sur les forêts. Les difficultés et les limites des données de terrain ont amené depuis longtemps à s'intéresser à d'autres sources d'information comme la télédétection.

1.3 Apports de la télédétection et recherches en cours

Les données d'observation de la terre depuis l'espace (télédétection, aérienne et satellitaire) et les techniques de traitement de ces données pourraient apporter des contributions significatives à l'étude des forêts tropicales. On note en effet, une disponibilité croissante de ces données spatiales sous des formes de plus en plus diversifiées en termes de types de signal, de résolution spatiale ou spectrale et d'extension spatiale.

La caractérisation des couverts végétaux à partir d'images de télédétection a déjà une histoire de près d'un siècle. Dès le début des années vingt, la première application est réalisée à partir de photographies aériennes pour aider à l'établissement d'un inventaire forestier en Birmanie [Blandford, 1924]. Puis, l'observation des forêts et la cartographie forestière, à petite ou grande échelle, ont été largement effectuées par cette voie [Holdridge, 1971, Husch, 1971]. Avec les générations successives de capteurs travaillant dans les domaines optique en multi- ou hyper-spectral, en stéréoscopie, en LiDAR, ou en hyperfréquences (radar imageur), les informations acquises peuvent apporter des informations sur l'activité photosynthétique au travers des indices de végétation [Huete et al., 2002, MultiMondes, 2009], la hauteur des plantes [Lim et al., 2003, Popescu and Zhao, 2008], la taille de houppiers [Song et al., 2010], et même d'autres caractéristiques moins directement estimées, comme le volume et la biomasse à partir de données radar [Austin et al., 2002], ou LiDAR [Garrity et al., 2012, Popescu et al., 2003]. Depuis quelques années, des évolutions rapides ont lieu et entraînent une convergence de plusieurs technologies d'acquisition d'images vers la très haute résolution spatiale. Dans le domaine de l'optique, on peut noter un accroissement de l'offre à très haute résolution spatiale égale ou inférieure au mètre (THRS) avec le lancement des satellites GeoEye, IKONOS, Quickbird, Pléiades, WorldView, permettant aux images satellitaires d'aborder les usages qui étaient historiquement réservés aux photographies aériennes. Aujourd'hui, des images à très haute résolution spatiale, métrique ou sub-métrique, sont couramment disponibles. Elles font apparaître la structure de la canopée et des couronnes, qui peut permettre d'étudier les forêts au niveau des arbres individuels. En dehors des données de l'optique passive, les données LiDAR (optique active) à petite empreinte donnent aussi des résolutions métriques et font l'objet d'applications forestières [Asner et al., 2002,

Asner et al., 2012, Garrity et al., 2012, Holmgren et al., 2008, Vincent et al., 2012].

Les données de télédétection optique THRS ont fait l’objet de plusieurs types d’approches. Une approche “globale” pour caractériser directement le grain de la canopée par analyse de texture et le mettre en relation avec des paramètres de structure de la forêt [Barbier et al., 2010, Couteron et al., 2005, Malhi and Román-Cuesta, 2008], dont la taille des couronne et le diamètre (DBH) moyen, et indirectement la biomasse [Ploton et al., 2012, Proisy et al., 2007].

Une autre approche est la détection des arbres individuels sur des images de très haute résolution spatiale. Pour cela, de nombreuses techniques ont été développées durant la dernière vingtaine d’années. [Blazquez, 1989] et [Pinz, 1991] ont commencé les premières applications simples par la détection des maxima locaux sur images. Cela leur a permis de déduire la densité d’arbres et leurs positions. Les maxima locaux sont souvent un point de départ pour de nombreuses autres méthodes, du type “template” [Larsen, 1997, Pitkanen et al., 2004] ou contour actif [Erikson, 2003, Persson et al., 2002, Véga and Durrieu, 2011]. Puis, en considérant un houppier comme une région au lieu d’un point, de nombreuses approches du type “contour” sont développées, comme celles de “suivi de vallées” (“Valley-following”) [Gougeon, 1995], et “region-growing” proposées dans [Culvenor, 2002, Erikson, 2003, Véga and Durrieu, 2011],... En plus des localisations des arbres, ces méthodes permettent de préserver la forme et la taille des houppiers. Ces résultats peuvent servir pour identifier les espèces d’arbres [Erikson, 2004a, Holmgren et al., 2008], et pour décrire la morphologie des arbres [Persson et al., 2002, Véga and Durrieu, 2011]. Avec une résolution spatiale d’image suffisante, les méthodes du type “template” peuvent intégrer des modèles d’arbres plus explicites, avec certains critères (forme géométrique, variation de la réflectance,...) [Gong and Sheng, 2002, Larsen and Rudemo, 1998, Pollock, 1994]. Beaucoup d’autres méthodes de détection existent, que nous ne citerons pas toutes ici [Falkowski et al., 2006, Holmgren et al., 2008, Reitberger et al., 2009, Vincent and Soille, 1991]. Une dernière catégorie de méthodes est celle basée sur la théorie des processus ponctuels marqués (PPM) [Descamps et al., 2009, Lacoste, 2004, Ortner, 2004, Perrin, 2006] sur laquelle est centrée cette thèse et que nous présenterons de façon plus détaillée dans la suite du document.

Ces méthodes de détection des arbres individuels offrent de larges perspectives pour étudier la structure des forêts, la morphologie des arbres, et même pour suivre la santé des forêts [Pinz, 1991].

Ce qu’il faut noter, c’est que les données de télédétection à très haute résolution spatiale, optique ou LiDAR à petite empreinte, renseignent notamment sur les houppiers des arbres dominants ou émergents. Or, les inventaires forestiers courants mesurent principalement les diamètres des troncs pour en déduire indirectement des volumes de bois ou la biomasse des arbres par des relations allométriques. Les analyses de télédétection passent aussi par l’utilisation de relations allométriques reliant le houppier au DBH, à la hauteur, à la biomasse de l’arbre. Celles-ci restent rares, surtout en zones tropicales, car pour les établir il faut réaliser des mesures longues et difficiles depuis le sol, notamment pour les couronnes [Antin et al., 2010, Banin et al., 2012, Muller-Landau et al., 2006a, Muller-Landau et al., 2006b]. Les questions des allométries entre les différentes parties des arbres et celle de l’usage des données de télédétection à très haute résolution spatiale sont

donc très liées. Les modèles de dynamique des forêts les plus récents intègrent les interactions entre couronnes [Bohlman and Pacala, 2012, Vincent and Harja, 2008]. Récemment [Bohlman and Pacala, 2012] ont utilisé, en plus des données de terrain, des photographies aériennes stéréoscopiques pour calibrer et valider leur modèle de canopée. Les caractéristiques des houppiers des arbres sont donc en train de devenir un élément clé de nouvelles approches de la biomasse et de la dynamique des forêts.

1.4 Objectif de la thèse

Si l'on considère visuellement les images de télédétection à très haute résolution spatiale, on peut facilement constater qu'elles portent des informations potentiellement utiles sur la canopée des forêts, à partir desquelles on peut espérer déduire des informations sur la distribution des arbres et leurs tailles/formes de couronnes par des méthodes de détection des houppiers individuels [Erikson, 2004a, Kulikova et al., 2007, Popescu et al., 2003]. De nombreuses applications sont effectuées sur les forêts tempérées, avec des objectifs différents. Par exemple, [Perrin, 2006] a testé les premières applications de la méthode PPM dans le cas de forêts, afin de compter le nombre d'arbres sur quelques forêts en France. Dans [Erikson, 2004a], l'auteur essaie de préserver la forme des houppiers dans la détection par "region-growing" sur une forêt dans le centre de la Suède, afin d'identifier les espèces d'arbres parmi épinette, pin, bouleau et ypréau. [Popescu et al., 2003] utilisent des images LiDAR sur des forêts conifères et feuillus au sud-est des Etats-Unis, et obtient les relations entre les hauteurs d'arbre et les tailles de houppiers sur les arbres individuels détectés.

Cependant, les forêts tropicales n'ont pas souvent fait l'objet de ce genre de détection. D'une part parce que la densité élevée d'arbres de tout diamètre et espèces associées à une complexité de la structuration du couvert forestier en multiples strates rend la détection difficile (cette difficulté se retrouve aussi pour les forêts tempérées feuillues à couvert fermé). D'autre part, parce que les données de terrain suffisantes et utilisables pour la validation sont rares, du fait des difficultés d'accès ou des plus faibles moyens de la recherche dans les pays tropicaux. Des efforts sont donc demandés pour combler les recherches sur les forêts tropicales en utilisant les données de télédétection au travers de la détection d'arbres individuels. Cette thèse vise à appliquer, adapter et améliorer une méthode de détection sur les arbres des forêts tropicales, basée sur la théorie des processus ponctuels marqués (PPM).

La détection des houppiers individuels est donc un défi tant écologique que méthodologique. Nous avons commencé avec les forêts tropicales de structure plus simple, c'est-à-dire des forêts homogènes constituées par quelques espèces. Les forêts de mangrove en Guyane française sont le premier écosystème d'étude dans la thèse. La structure de ces peuplements varie notablement selon les stades de développement (jeune, mature, sénescence). L'application de détection doit donc tenir compte de cette variation. Pour évaluer la qualité de détection, les vérités de terrain sont indispensables, mais particulièrement difficiles à obtenir dans ces forêts vu les conditions permanentes d'ennoisement. Les simulations des maquettes de mangrove (suivant les relations allométriques déduites des inventaires de

terrain) et des images optiques (par modèle DART) permettent de réaliser ces analyses de détection afin de comprendre le fonctionnement de détection soumises aux diverses situations.

Grâce aux images et inventaires fournies par G. Le Maire et Y. Nouvellon (UMR TETIS & ECO&SOLS ; Université de Sao Paulo, Brésil), la détection est aussi testée sur une plantation d'*Eucalyptus* au Brésil. Malgré une structuration simplifiée due à la plantation en rangée, une difficulté se présente pour cette application. Les houppiers des jeunes eucalyptus sont de la même taille que le pixel des images à très haute résolution spatiale utilisée.

Dans le cadre de cette thèse, nous considérons le couplage “théorie allométrique/détection de houppiers” uniquement dans les études de mangroves. Premièrement, la simulation des maquettes, à partir de la distribution de DBH, est réalisée suivant la relation entre le DBH, la hauteur d’arbre et le taille de houppier sur chaque arbre. Les maquettes ainsi obtenues présentent donc des structures proches de la réalité. Puis, à partir des résultats de détection (positions d’arbres dans l’espèce, tailles de houppiers), d’autres paramètres forestiers (par exemple la biomasse) sont espérés être estimés par des relations allométriques déjà établies sur les espèces de mangroves [Fromard et al., 2004].

1.5 Organisation du manuscrit

Dans ce manuscrit, nous présentons d’abord les deux écosystèmes forestiers (plantations d'*Eucalyptus* et mangroves) que nous allons étudier, et les caractéristiques des images de télédétection et des données de terrain utilisées dans nos analyses (chapitre 2). Ensuite, nous présentons un état de l’art sur les méthodes existantes pour détecter les houppiers individuels, notamment celle des Processus Ponctuels Marqués (PPM), que nous utiliserons principalement, du point de vue de son principe de détection et de son application à l’extraction des houppiers (chapitre 3). Une méthode pour comparer les détections et les vérités de terrain y est aussi développée, afin de quantifier la qualité de la détection. Puis, les applications sur les forêts de mangrove (chapitre 4) et sur les plantations d'*Eucalyptus* (chapitre 5) sont présentées en détail. Pour les forêts de mangrove, les analyses commentent par des études de sensibilité (paramètres de modèle, type de peuplement, taille de pixel d’image) de la détection par PPM sur les images simulées à partir des maquettes générées. Puis, les applications sont effectuées, avec le meilleur paramétrage obtenu des études de sensibilité, sur les images réelles des mangroves, et des plantations d'*Eucalyptus*. A la fin, des discussions sont présentées sur les résultats des études menées dans cette thèse, ainsi que sur les perspectives, du point de vue méthodologique comme thématique en écologie et foresterie tropicales (chapitre 6).

Chapitre 2

Matériel

2.1 Données forestières utilisées

Les forêts tropicales sont les écosystèmes terrestres les plus diversifiés et étendus au monde. La biodiversité s’y observe aussi bien en termes d’espèces (par ex. [Steege et al., 2000]) qu’en termes de structures forestières (par ex. [Barbier et al., 2010]). Dans un souci d’efficacité pour le développement d’une méthode de détection de houppiers d’arbres, nous avons jugé encore prématuré d’analyser des couverts forestiers naturels hétérogènes en raison de la complexité de leur structure (nombre de strates arborées, chevauchement de houppiers de formes très variables) et du manque de données disponibles sur la forme et la taille des houppiers. Nous nous sommes concentrés sur l’étude de plantations d’*Eucalyptus* et de forêts naturelles de mangroves.

2.1.1 Présentation des écosystèmes forestiers

Plantation d’*Eucalyptus*

Les *eucalyptus* forment un important groupe d’arbres de la famille des *Myrtaceae* comprenant plus de 600 espèces, sous-espèces ou variétés hybrides. Originaires de Tasmanie en Australie, ils sont faciles à cultiver car ils s’adaptent à un gradient de conditions environnementales allant du climat équatorial à un climat plus sec de type méditerranéen et sur différents types de sol. Ils sont souvent plantés en monocultures (cf. ci-après) ou en agroforêts en association avec des espèces natives d’*Eucalyptus* pour diminuer la mortalité et les maladies (par ex. [Forrester et al., 2006]). Le genre *Eucalyptus* est de loin le genre des espèces caducifoliées le plus planté au Monde et sur tous les continents, et les plantations alimentent principalement l’industrie de la pâte à papier [James and Bell, 2000].

Au Brésil, les plantations d’*Eucalyptus* couvrent une surface totale estimée à environ 4.9 millions hectares en 2012 [ABR, 2012] et s’étendent parfois sur plusieurs milliers d’hectares. Elles sont gérées par rotation, c’est-à-dire qu’une coupe rase est réalisée au bout de périodes de croissance variant de 5 à 7 ans (par ex. [Stape et al., 2010]). Avec une croissance annuelle en hauteur de plusieurs mètres, les arbres peuvent atteindre plus

de 30 mètres de haut en fin de rotation. Ils sont plantés tous les 2 à 2.5 mètres en rangées espacées d'environ 3 mètres (e.g. [Binkley et al., 2005]). L'orientation des rangées est souvent réglée pour être parallèle aux courbes de niveau.

Le développement d'une plantation d'*Eucalyptus* passe par différents stades (Fig. 2.1). Dans une première phase, les jeunes plants grandissent, en hauteur et en largeur, avec des branches émises à toutes les hauteurs de l'axe principal (le tronc). En moins d'un an, les houppiers des jeunes arbres voisins peuvent se toucher. Commence alors une phase de croissance en hauteur contrainte par voisinage inter-individus pendant laquelle les branches les plus basses du houppier s'élaguent naturellement. La forme des houppiers eucalyptus adultes est donc assez allongée et le couvert forestier vu de dessus se ferme en moins d'un an.

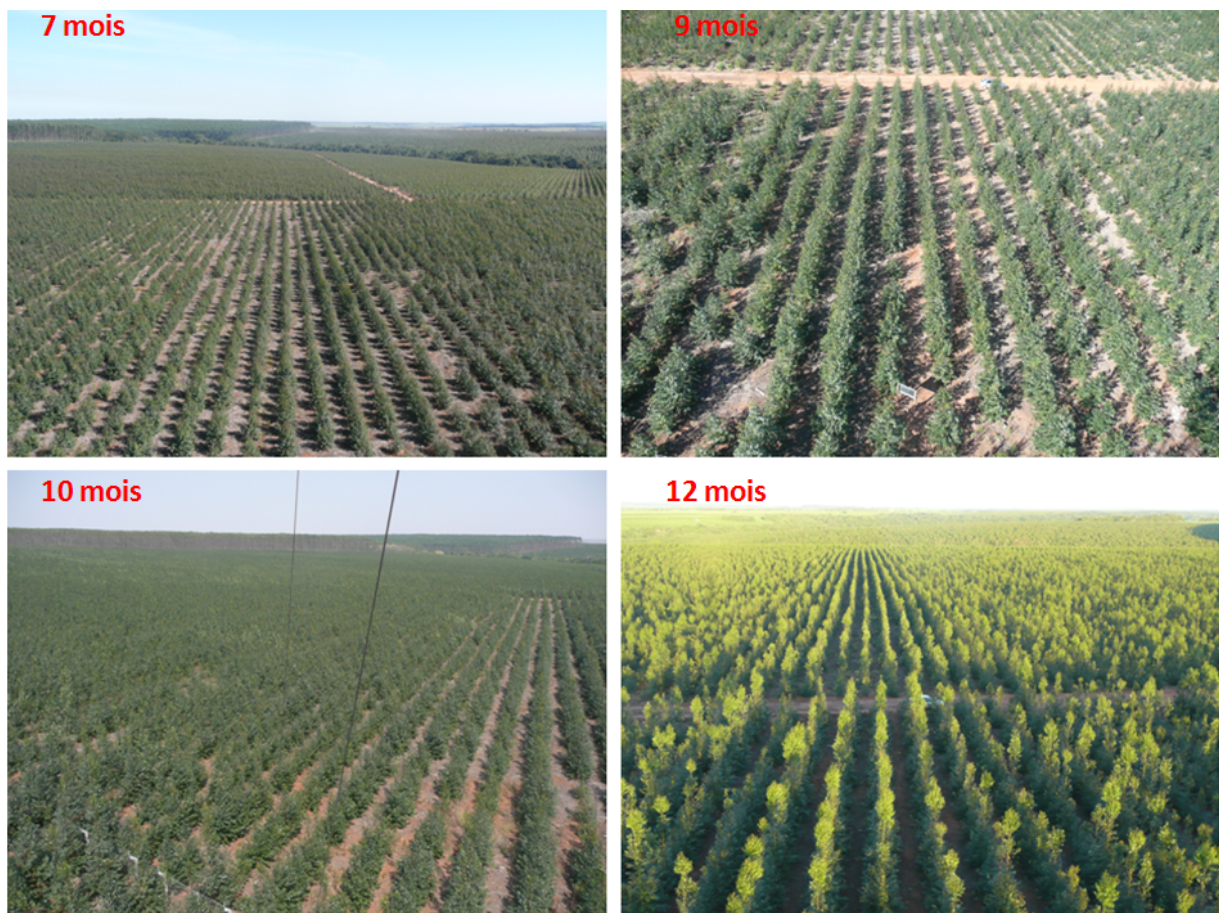


FIGURE 2.1 – Photographies de plantations d'*Eucalyptus* à différents âges en 2010, plantation Eucflux, près de São Paulo, Brésil (Copyright Yann Nouvellon, CIRAD & USP).

Ce type de plantations nécessite une gestion dont l'objectif est d'améliorer la productivité des parcelles en limitant le taux de mortalité. Elle est ajustée sur la base de connaissances et mesures empiriques de la croissance des arbres. Préparation de sites, fertilisation de sols, alimentation en nutriments et eau, en plus d'autres pratiques liées à la sylviculture ne sont pris en compte que depuis la fin des années 1990 [Stape et al., 2010] et permettent

d'améliorer significativement les rendements. Le contrôle sanitaire des jeunes plants durant les premiers mois de pousse apparaît fondamental pour augmenter la productivité de la parcelle. Même si les conditions environnementales de croissance peuvent paraître uniformes à l'échelle d'une plantation, des différences locales (drainage des sols, apport en nutriments, etc.) peuvent engendrer des mortalités individuelles souvent difficiles à détecter parmi les autres arbres (par ex. [du Toit and Dovey, 2005]). Les gestionnaires auraient besoin de localiser les arbres de faible croissance ou morts, les trouées voire de contrôler la croissance de l'ensemble des arbres plantés durant les 6 années de la rotation. Or, suivre la croissance de milliers d'arbres sur d'aussi vastes étendues n'est pas réalisable sur le terrain.

Ces questionnements forment la base d'un véritable défi méthodologique pour la télédétection car il faut pouvoir mettre au point une méthode reproductible de suivi et de détection d'arbres, dont le diamètre initial des houppiers n'excède pas 1 mètre. Dans le cadre de cette thèse, nous avons travaillé sur une plantation d'*Eucalyptus* typique du Brésil, grâce à une collaboration avec les UMR TETIS¹ et ECO&SOLS².

Forêts naturelles de mangrove

Les forêts tropicales de mangrove se développent dans la zone de balancement des marées le long des côtes tropicales entre le tropique du Cancer et celui du Capricorne. Elles occupent environ 1% de la superficie de l'ensemble des forêts tropicales [FAO, 2007]. Celle-ci correspond à 75% des côtes tropicales et subtropicales. Malheureusement, entre 1980 et 2000, environ 35% de la superficie mondiale des mangroves a été perdue [Valiela et al., 2001]. Cette destruction a pour origine l'augmentation d'activités industrielles extensives et intensives principalement tournées vers l'exportation (industries portuaire et pétrolière; aquaculture).

Les palétuviers, espèces arborées qui composent l'écosystème de mangroves, possèdent des adaptations morphologiques et physiologiques particulières [Saenger, 2002] qui leur permettent de survivre et de se développer dans un milieu anaérobique (racines aériennes, pneumatophores), salé (halo-tolérance) et instable (racines "échasse"). La dynamique naturelle des mangroves est fortement régie par des forçages de type hydro-sédimentaires, liés à la fois aux phénomènes océaniques (cycles des marées, houles, vent), aux transports sédimentaires (vases, sables) côtiers, le tout en forte connectivité avec les milieux terrestres en arrière via les écoulements d'eau douce vers la mer. Les mangroves jouent donc véritablement un rôle tampon primordial de préservation et de protection du littoral. Elles participent non seulement au filtrage des pollutions et à la qualité des eaux littorales (par exemple [Schaffelke et al., 2005]) mais elles constituent également une barrière physique qui atténue l'effet érosif (et parfois meurtrier) des houles de tempêtes, d'ouragans voire de tsunamis (par exemple [Tanaka et al., 2007]).

1. L'Unité Mixte de Recherche en Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale, Montpellier, France

2. L'Unité Mixte de Recherche en Écologie fonctionnelle et biogéochimie des sols et agrosystèmes, Montpellier, France

En Guyane Française, les mangroves occupent environ 80% des 320 kilomètres de côte. Elles sont encore préservées. Il y a peu d'activités industrielles et la forte instabilité côtière due à la migration vers le Nord-Ouest d'énormes bancs de vase [Anthony et al., 2012] limite sérieusement le développement d'infrastructures côtières. La croissance en hauteur des palétuviers de l'espèce *Avicennia germinans* peut atteindre plusieurs mètres par an [Proisy et al., 2009] pour des hauteurs d'arbre allant jusqu'à 45 mètres de haut [Proisy et al., 2007]. Les peuplements de palétuviers sur le littoral forment une mosaïque de zones assez homogènes en termes de structures spatiales car équiennes (Fig. 2.2; [Fromard et al., 2004]).

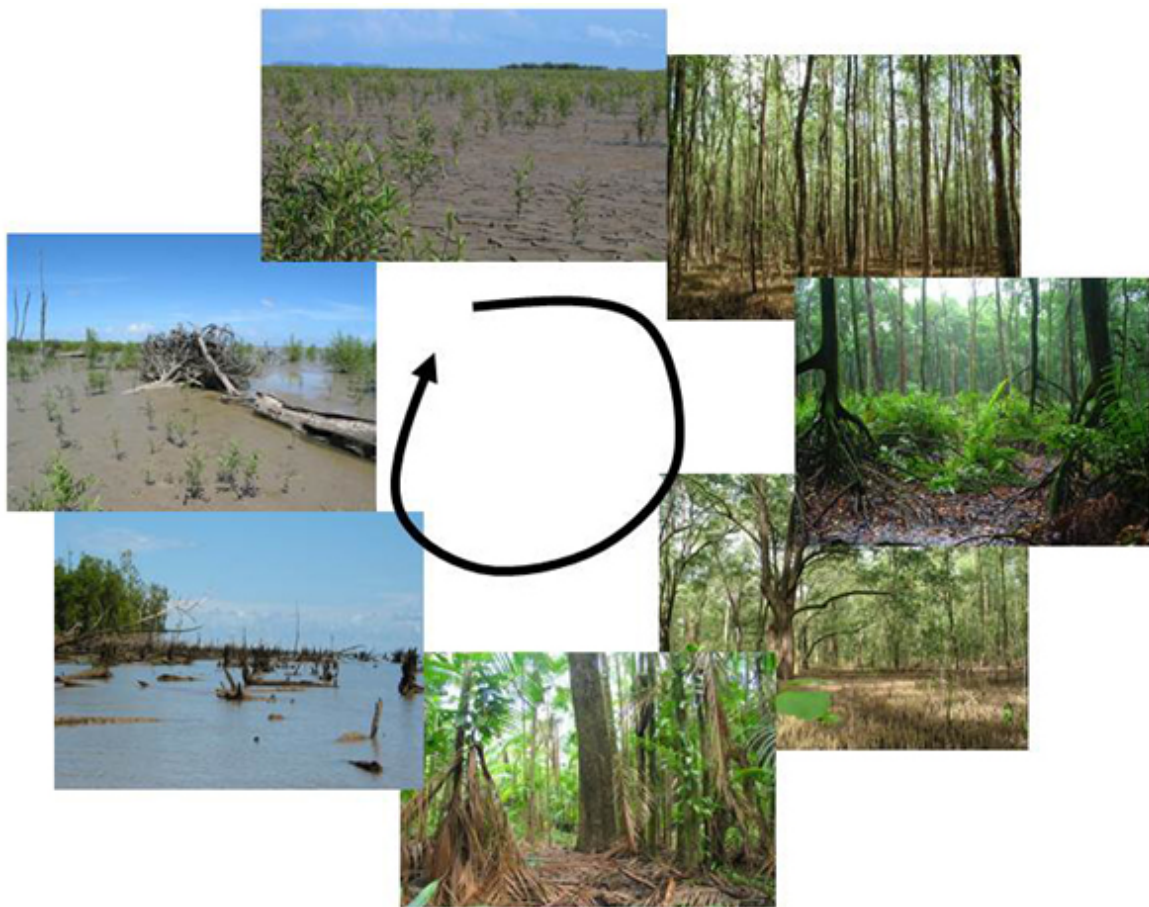


FIGURE 2.2 – Dynamique forestière en mangroves guyanaises. Du haut en tournant vers la droite : colonisation d'un banc de vase, stade jeune (3 ans), stade adulte, stade mature, faciès mixte, mangrove détruite par l'érosion, nouveau banc de vase au début de sa colonisation (adapté de [Fromard and Proisy, 2010]).

La prise en compte des mangroves dans une politique de gestion littorale raisonnée est essentielle pour profiter non seulement du rôle de pépinière de l'écosystème (nichoirs à ibis rouges, chaîne trophique et ressources côtières) mais également de sa capacité à marquer les changements côtiers et donc à fournir des indications sur sa vulnérabilité. Obtenir des informations à partir d'inventaires forestiers et de suivi des peuplements de palétuviers reste difficile à grande échelle vu le temps nécessaire pour se déplacer dans un milieu vaseux

et inondé, et la vitesse à laquelle l'écosystème se développe. Les travaux en télédétection des mangroves guyanaises ont été nombreux que ce soit à partir de la télédétection radar [Mougin et al., 1999, Proisy et al., 2000, Proisy et al., 2002] ou plus récemment à partir de la texture des images à très haute résolution spatiale [Proisy et al., 2007]. L'objectif était de caractériser des trajectoires de développement de l'écosystème pour estimer des biomasses épigées dans différentes régions de mangroves. Les résultats sont prometteurs, mais l'apport de la très haute résolution spatiale pourrait être précisé par des analyses de détection d'arbres de manière à, par exemple, donner des densités d'arbres à l'hectare et ainsi améliorer l'inversion de biomasse par analyse de texture ou identifier des zones de dépérissement indicatives de changements importants dans l'hydrologie locale [Proisy et al., 2012a].

2.1.2 Description des arbres et des peuplements forestiers

Développer une méthode robuste de détection de houppiers fondée sur l'analyse d'images de télédétection nécessite des données de terrain qui vont servir à calibrer la méthode (identification des meilleurs paramètres), évaluer sa robustesse et sa précision avant de tenter une extrapolation spatiale. La collecte de données de terrain est donc une étape cruciale. Les données concernant les plantations d'*Eucalyptus* ont été fournies par Guerric le Maire et Yann Nouvellon (CIRAD, UMR TETIS & UMR ECO&SOLS). Elles sont présentées dans l'article soumis à "Forest Ecology and Management" (Annexe A). Les données concernant les mangroves ont été fournies par Christophe Proisy (IRD, UMR AMAP). En 2010, j'ai participé à deux inventaires forestiers en mangrove guyanaise (7 jours de terrain) dans le cadre du module FTH (Forêt Tropicale Humide) organisé par l'UMR ECOFOG à Kourou. Ce module d'enseignement de niveau ingénieur/M2 comprenait également 3 semaines de cours et TD. Cette initiation a été financée par le projet AMAP "FOTO-METRICS" (responsable C. Proisy) du programme CNES "TOSCA" [Proisy et al., 2012b].

Dans cette section du manuscrit, je présente les paramètres forestiers et les modèles écologiques importants pour réaliser notre objectif de détection de couronnes d'arbres. Je terminerai par un récapitulatif des mesures et équations utilisées dans le cadre de cette thèse.

Paramètres forestiers

Dans une forêt naturelle, la réalisation d'inventaires permet d'acquérir de la connaissance sur la composition spécifique et la structure d'un peuplement forestier. Dans le cas de plantations, où la croissance des arbres est connue et contrôlée, hormis le cas d'études scientifiques, l'inventaire forestier n'est pas nécessaire car le nombre et la distribution des arbres à l'hectare sont imposés par le gestionnaire.

Dans le cas des forêts de mangroves, la réalisation d'inventaires forestiers consiste à relever, au minimum, le diamètre de tronc à hauteur de poitrine (noté D), c'est-à-dire à une hauteur d'environ 130 cm, pour tous les arbres de la parcelle dont le diamètre est supérieur à un seuil donné (qui dépend du stade de développement) après identification de l'espèce.

Les surfaces d'échantillonnage vont de 900 m^2 ($30 \times 30\text{m}$) pour les jeunes peuplements à un hectare ($100 \times 100\text{m}$) pour les peuplements adultes [Proisy et al., 2007]. L'inventaire peut inclure la mesure de hauteurs totales d'arbres, de hauteurs d'insertion de première branche et de largeur de houppier pour rendre compte des différentes strates arborées présentes. Sont relevées également les positions relatives de chaque arbre dans la parcelle. L'ensemble est remis dans un référentiel géographique à partir de la position relevée au GPS d'un des coins de la parcelle. En mangroves, les bords de parcelles sont souvent orientées Sud-Nord (magnétique) et Ouest-Est, ce qui simplifie le repositionnement dans une image après correction de la déclinaison magnétique. Au final, nous avons donc une carte des positions d'arbres de différents diamètres et pour certains d'entre eux des mesures de hauteurs et de houppiers (Fig. 2.3).

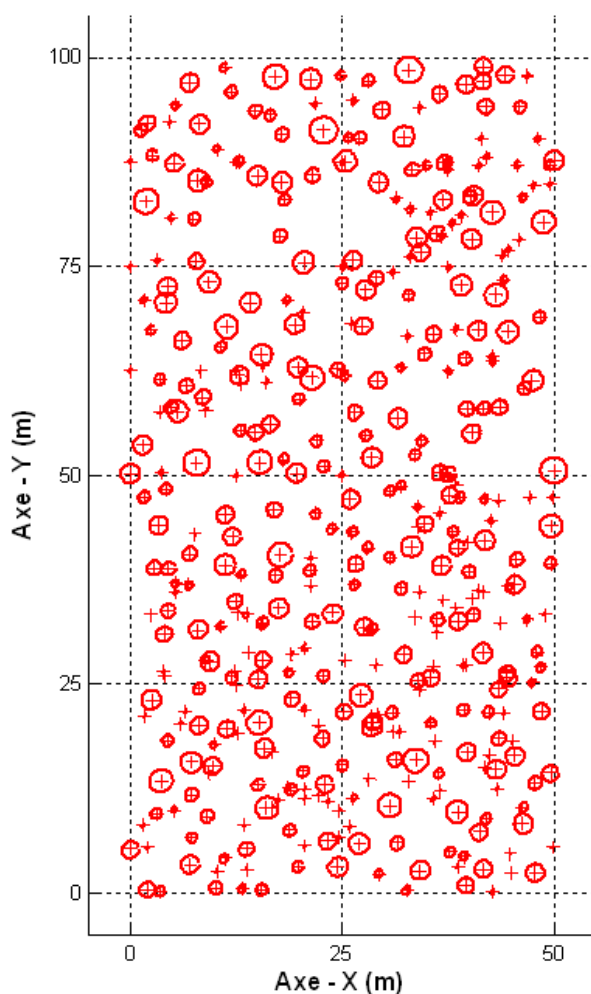


FIGURE 2.3 – Exemple d’une carte de diamètres de tronc pour une parcelle de mangrove SI18, région de Sinnamary (les croix désignent les localisations des arbres mesurés et les tailles des cercles sont proportionnelles aux diamètres de tronc).

Bien que le budget, la logistique et les difficultés d'accès en mangroves soient importants, il faut bien voir que les mesures de terrain restent souvent insuffisantes (la hauteur et les diamètres de houppiers n'ont pas été mesurés sur tous les arbres) et avec des incer-

titudes sur le positionnement de la parcelle (quelques mètres) et des arbres à l'intérieur (erreur estimée inférieure à 1m). Cette réalité est à prendre en compte quand on veut trouver des moyens pour valider une méthode de télédétection fondée sur l'analyse d'images satellites de résolution sub-métrique (50cm à 1m) pour lesquelles le géo-référencement est donné au mètre près sur une couverture de plusieurs dizaines de kilomètres carrés.

Théorie allométrique

La mesure du diamètre de tronc, constitue une base à partir de laquelle on va chercher à trouver des relations avec la hauteur et le diamètre du houppier projeté au sol (par ex. [Poorter et al., 2006]). Ces équations allométriques sont dépendantes des espèces et des conditions de sites. L'extrapolation doit donc être réalisée avec précaution [Chave et al., 2004] même si des modèles généraux tendent à être mis au point et utilisés (par exemple [Chave et al., 2005]). De plus, des relations entre diamètres de tronc et biomasses d'arbres ont été construites à partir de la coupe d'arbres et de pesées *in situ*. Elles permettent, par exemple, dans le cas des mangroves d'estimer une biomasse foliaire, de branche ou de troncs (exprimées en tonnes de matière sèche) en fonction d'un diamètre de tronc connaissant l'espèce de palétuvier (par exemple [Fromard et al., 1998, Komiyama et al., 2005]). Dans le cas des mangroves guyanaises où la dynamique de biomasse est importante et peut atteindre des valeurs extrêmes de 450 tonnes de matière sèche par hectare, les coupes d'arbres n'ont concerné "que" des diamètres de tronc inférieurs à 32cm et 42cm pour, respectivement, les espèces *Rhizophora ssp.* et *Avicennia germinans* alors que les peuplements adultes de palétuviers en Guyane présentent des arbres de diamètres pouvant atteindre 73 et 125 cm. L'estimation des caractéristiques de houppier et de biomasse des arbres adultes (ceux que l'on va voir dans les images) à partir de relations allométriques fondées sur la mesure de diamètre de tronc n'est pas encore fiable. Pour l'instant, peu de travaux ont envisagé de relier directement biomasse des arbres et caractéristiques des houppiers. Cependant, dans le cas des mangroves, malgré les difficultés de travail dans un milieu inondé et assez instable, l'équipe AMAP a commencé à développer une technique de description d'architecture simplifiée (description 3D du tronc et de la forme du houppier) de palétuviers adultes à partir d'un tachéomètre laser [Couteron et al., 2012] qui permettrait de préciser le type de relation "biomasse/houppier" pour les plus gros arbres sans destruction (cf. Fig. 2.4).

La forêt doit être considérée comme un milieu dont les principales caractéristiques géométriques sont étroitement corrélées les unes aux autres. L'utilisation d'indices de végétation composés à partir de différents paramètres de peuplements tenant compte de la densité et de la distribution des arbres, de la surface terrière (somme des sections de troncs à 130 cm), des caractéristiques de houppiers montre d'ailleurs une meilleure caractérisation de groupes fonctionnels ou de stades de développement [Moravie et al., 1999] que celle qui peut être obtenue à partir d'un simple relevé de diamètre de tronc.

Plus récemment, [West et al., 2009] ont proposé une théorie quantitative, qui permet, à partir de la connaissance d'une densité d'arbres et d'un histogramme de diamètre de troncs, d'obtenir d'autres paramètres forestiers, proposent de relier diamètres de tronc et

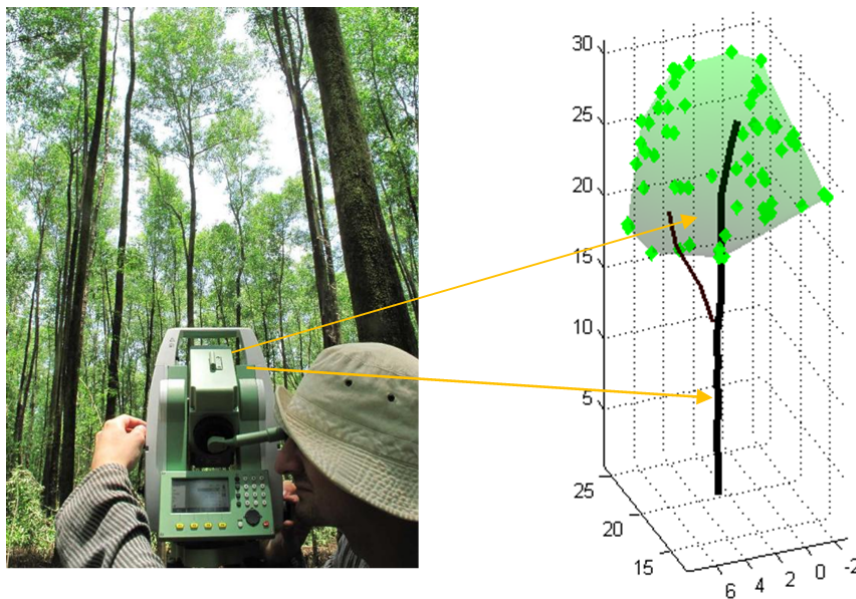


FIGURE 2.4 – Description de palétuviers au tachéomètre laser, projet TOSCA/CNES “FOTO-METRICS”.

diamètres de houppiers comme suit :

$$r^{can} \propto D^{\frac{2}{3}}$$

avec

- r^{can} : le rayon du houppier
 - D : le diamètre du tronc
- (2.1)

La mise en application de cette théorie pour produire des maquettes forestières composées d’arbres dont le houppier est représenté par un ellipsoïde semble permettre la simulation réaliste au sens textural d’images satellitales à très haute résolution [Barbier et al., 2010, Barbier et al., 2012]. Dans le cas des mangroves, les relations allométriques entre le diamètre de tronc et la forme du houppier permettent d’envisager la création de maquettes avec des arbres en forme de “sucettes” de manière plus expérimentale. Dans le cadre du projet TOSCA/CNES, un modèle basé sur un processus Gibbs a été utilisé (G. Le Moguedec, C. Proisy, comm. pers.) pour disperser des palétuviers sur une superficie quelconque à partir d’une fonction d’attraction/répulsion de houppiers comme expliqué, par exemple, dans [Goreaud, 2000].

Récapitulatif des données forestières utilisées

Que ce soit pour les plantations d’*Eucalyptus* ou pour les mangroves, les paramètres forestiers et les surface d’inventaires sont donnés dans la table 2.1. Dans le cas des mangroves, les principales caractéristiques des parcelles sont données dans la table 2.2. Des maquettes forestières (Fig. 2.5) ont été déduites des inventaires forestiers et des mesures (sous-échantillonnage) préliminaires de formes de houppier réalisées au tachéomètre laser.

La distribution des arbres dans les parcelles d'inventaires de taille inférieure ou égale à $100 \times 100m$ a été extrapolée à une surface de $130 \times 130m$. Cette taille de maquettes forestières a été réglée pour éviter des effets de bord dans l'analyse de détection réalisée sur les images simulées de réflectance présentées ci-après.

Paramètre forestier	Code et unité de mesure	Plantations <i>d'Eucalyptus</i>		Mangroves	
		Inventaires forestiers		Inventaires forestiers	Maquettes simulées
Superficie	hectares	4 parcelles de $30 \times 30 \text{ m}$	18 plots de $50 \times 50 \text{ m}$	8 parcelles de $100 \times 100 \text{ m}$	8 parcelles de $130 \times 130 \text{ m}$
Diamètres de tronc à 130cm de hauteur	D (cm)	×	N/A	×	×
Diamètres de houppier	DH (m)	×	N/A	Quelques arbres grâce au tachéomètre laser	×
Hauteur d'arbres	H (m)	×	N/A	Parfois	×
Nombre de tiges	N (#/ha)	×	×	×	×
Positions des arbres	X, Y (m)	×	×	×	×
Identification de l'espèce	<i>Eucalyptus</i>	<i>Eucalyptus</i>	<i>Eucalyptus</i>	<i>Avicennia, Rhizophora</i>	<i>Avicennia, Rhizophora</i>
Age	(mois)	×	×	N/A	N/A

TABLE 2.1 – Récapitulatif des données forestières utilisées.

Parcelle ID.	Année d'inventaires	Aire de parcelle (m^2)	Type	Coin Sud-Ouest Latitude	Coin Sud-Ouest Longitude	Biomasse totale (t MS/ha)				Nombre d'arbres/ha				Hauteur dominante (m)			
				(m)	(m)	Ag (D<4cm)	Ag (D>4cm)	Lr	Rssp	Ag (D<4cm)	Ag (D>4cm)	Lr	Rssp	Ag (D<4cm)	Ag (D>4cm)	Lr	Rssp
SI18	2010	5000	pré- adulte	596100	285950	0.3	169.9	0.0		222	716	2	6		32.0		
SI19	2010	10000	adulte	596664	285604		168.4	0.8	2.5	28	266	112	101		26.0		19.0
SI20	2011	5625	pré- adulte	594832	288274		158.7				569				32.0		
SI21	2011	5625	pré- adulte	596851	284740	4.1	152.9				601				24.0		
SI22	2011	10000	sénescent	597207	284396		235.1		9.6		54		65		35.0		22
SI23	2011	10000	adulte	597858	284956		225.4	0.4	0.6		241	38	16		35	10	17
SI24	2011	1875	jeune	599137	286647	0.06	87.12			278	2650			4	32		
TC1	2011	10000	adulte	537510	345977		190.7	1.4	167.6		36	68	201		35.0		32.0

TABLE 2.2 – Principales caractéristiques forestières des parcelles de mangroves. Les 3 espèces sont distinguées (Ag=Avicennia germinans ; Lr=Laguncularia racemosa ; Rssp=Rhizophora, plusieurs espèces) (Les biomasses sont données en tonnes de matière sèche par hectare (t MS/ha).) (Copyright projet TOSCA/CNES “FOTO-METRICS”).

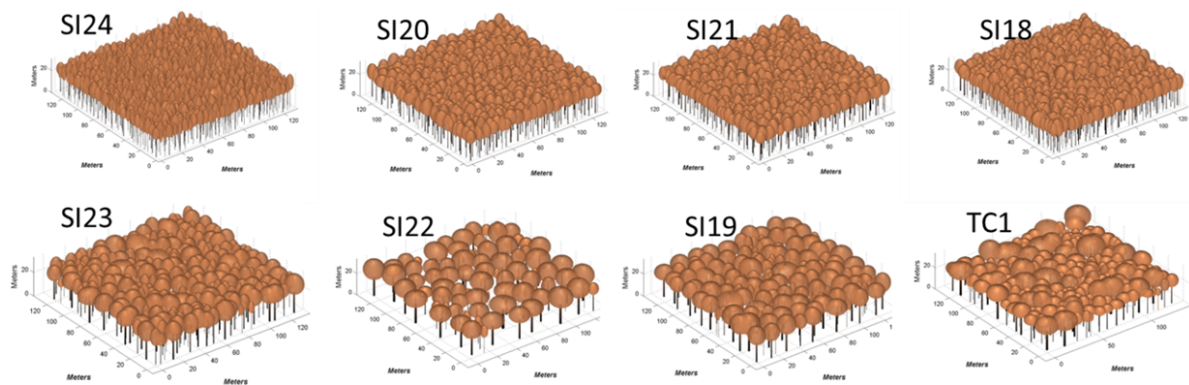


FIGURE 2.5 – Maquettes forestières produites dans le cadre du projet TOSCA/CNES “FOTO-METRICS” pour 8 stades de développement différents en mangrove (adapté de [Proisy et al., 2012b]).

2.2 Données de télédétection

2.2.1 Nécessité de la très haute résolution spatiale (THRS)

Pour notre objectif de détection de houppiers, l’utilisation de la très haute résolution spatiale, c’est-à-dire d’images dont la taille des pixels est métrique ou sub-métrique, est indispensable. En effet, avec une résolution spatiale plus grossière, la signature spectrale individuelle de chaque houppier est noyée dans la réponse de son proche environnement (Fig. 2.6). Le jeu d’images qui nous intéresse peut inclure à la fois des images optiques fournies par des prises de vue aériennes (cf. L’avion Jaune) ou satellitaires (Geoeye, IKONOS, Pleiades, Quickbird, Worldview).

Les modèles numériques de canopée issus de l’analyse de données LiDAR peuvent être également considérés comme des images à très haute résolution spatiale dans lesquelles la valeur numérique du pixel n’est plus une intensité ou une réflectance, mais une hauteur de couvert forestier. Dans mon travail, j’ai pu analyser des données LiDAR acquise dans la région de Sinnamary sur une vaste région de mangrove [Zhou et al., 2010].

En revanche, la résolution spatiale des images radar (TerraSAR-X) acquises en bande X donnée à 1 mètre de résolution n’est pas suffisante pour délimiter les houppiers (Fig. 2.7) en raison du bruit inhérent aux images à synthèse d’ouverture [Franceschetti and Lanari, 1999, Mather and Tso, 2009]. Il faudrait filtrer et donc perdre en résolution spatiale.

Enfin, il nous a semblé pertinent de travailler sur des images simulées de réflectance à partir des maquettes forestières car, dans ce cas, tous les paramètres forestiers et d’acquisition peuvent être contrôlés.

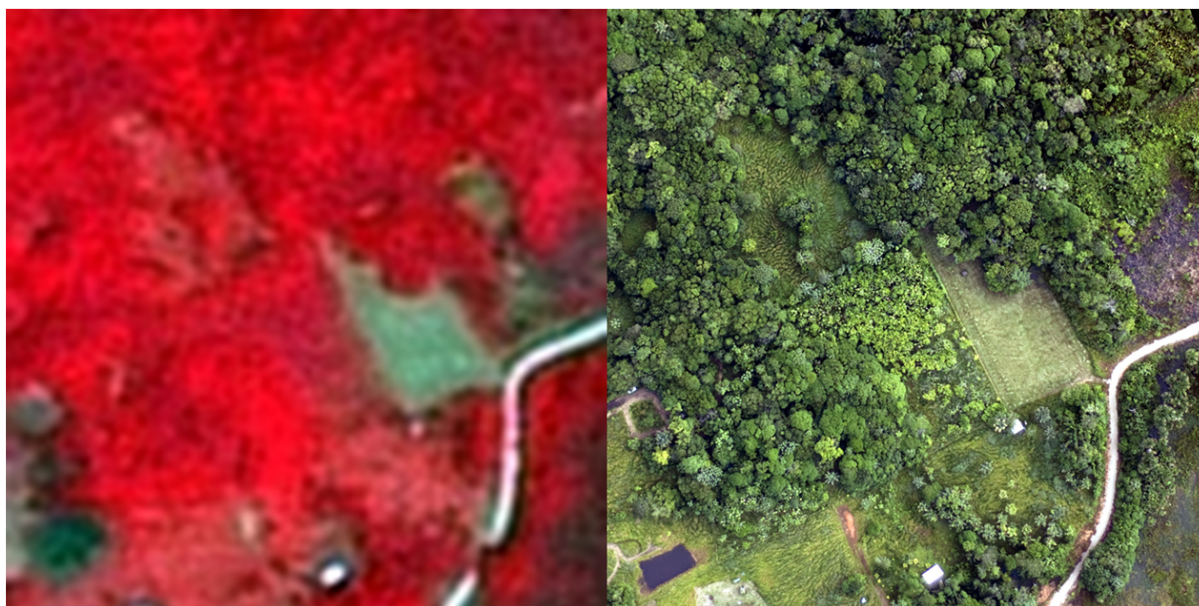


FIGURE 2.6 – Différences de perception des images de canopée sur deux extraits d'images de $300m \times 300m$ acquises à différentes résolutions spatiales sur une région de savane arborée et anthropisée en Guyane Française. A gauche : un extrait d'image SPOT5, mode fusion 2.5-m acquise en octobre 2010. A droite : un extrait d'une photographie aérienne (taille de pixel : 20cm) acquise en juillet 2010 par l'Avion Jaune (d'après [Proisy et al., 2012a]).



FIGURE 2.7 – Extrait d'une image (400m de large) TerraSAR-X acquise sur une région de mangroves dans le Parc national de Turuépano, Vénézuéla (d'après la galerie d'images EADS/ASTRIUM).

2.2.2 Images optiques satellitaires THRS

Je n'ai utilisé que les canaux panchromatiques (bande spectrale entre 400nm et 900nm) des images à très haute résolution spatiale WorldView-2, WorldView-1 (Fig. 2.8) et IKONOS (Fig. 2.9) en raison de la meilleure résolution spatiale (taille de pixel : 50cm, 50cm et 1m respectivement) relativement aux images multi-spectrales des mêmes capteurs (taille de pixel : $\sim 2m$). Les images sont fournies dans un format Geotif qui permet de facilement repositionner les parcelles d'inventaires forestiers. Les angles solaire et de visée (Table. 2.3) sont importants à prendre en compte car ils influent beaucoup sur la taille des ombres, le contraste entre le houppier et son proche voisinage.

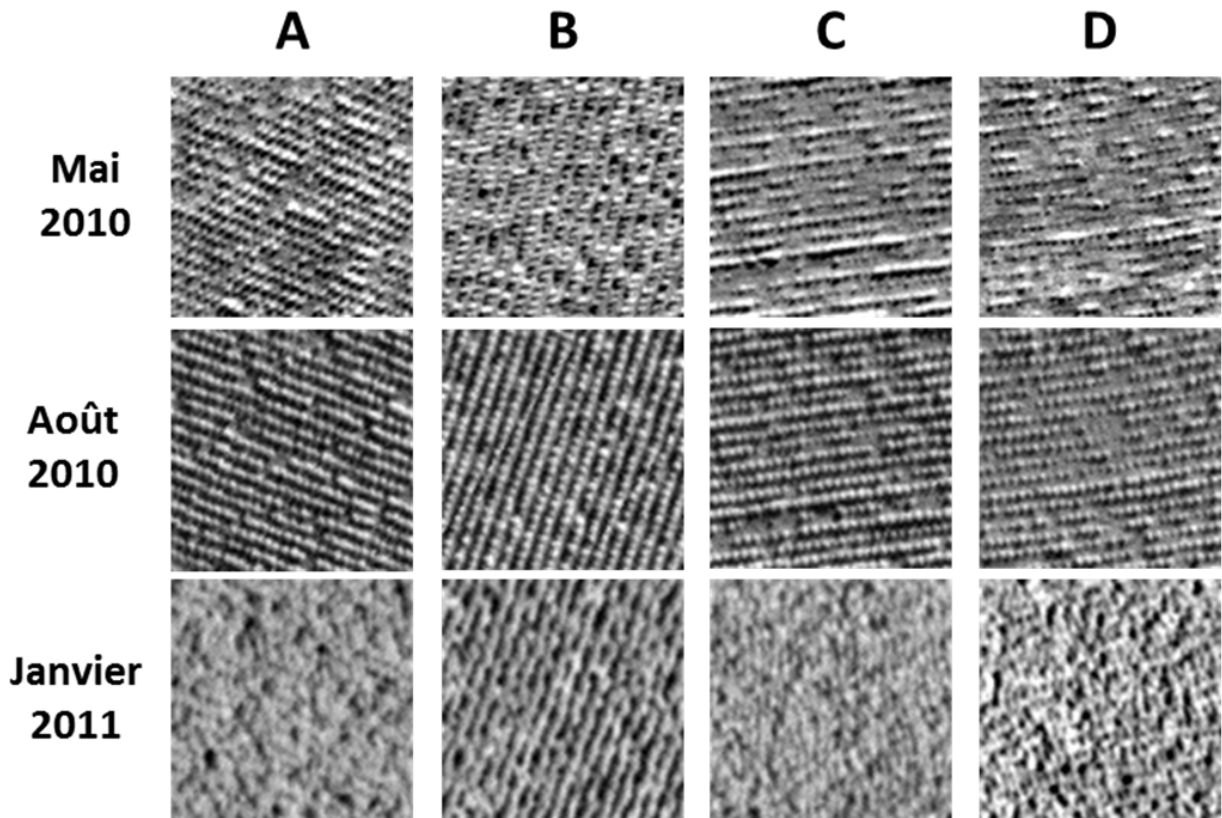


FIGURE 2.8 – Extraits d'images Worldview-2 (pour mai et août) et Worldview-1 (pour janvier) sur quatre zones de plantations d'*Eucalyptus* présentant des orientations différentes (adapté de [Zhou et al., 2012]).

Type de forêt	Capteur Satellital	Date d'acquisition	Heure d'acquisition (TU)	Taille de pixel (m)	Azimuth de la visée (°)	Elevation de la visée (°)	Azimuth du soleil (°)	Elevation du soleil (°)
Plantation d'Eucalyptus	WorldView2	11-mai-2010	13 :29	0.5	53.5	70.7	33.5	42.1
	WorldView2	01-août-2010	13 :43	0.5	297.7	83.2	32.5	42.7
	WorldView1	29-janv-2011	13 :50	0.5	337.6	81.6	82.3	66.7
Mangrove	IKONOS	12-oct-2003	11 :11	1	86.4	16.3	126.8	69.2

TABLE 2.3 – Principaux paramètres d'acquisition des images sur les plantations d'*Eucalyptus* et de mangroves.

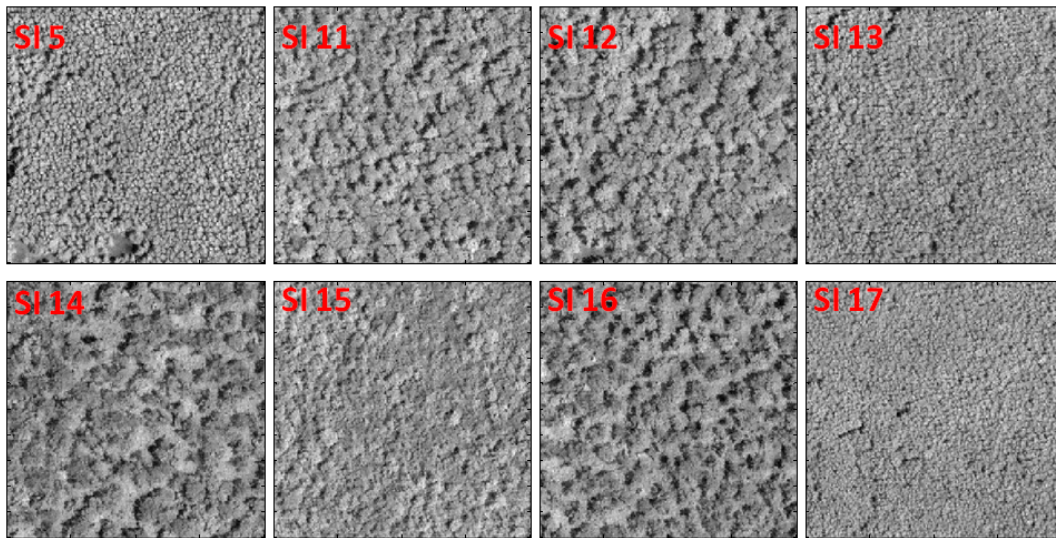


FIGURE 2.9 – Extraits ($100m \times 100m$) d’images IKONOS sur les mangroves pour des stades de développement observés dans des parcelles différentes de celles simulées en maquettes forestières.

2.2.3 Modèle numérique de canopée à partir de données LiDAR

Des données LiDAR acquises par la société guyanaise ALTOA en octobre 2004 sur la région de mangroves de Sinnamary ont permis de calculer des modèles numériques de canopée à une résolution spatiale de 50cm (Fig. 2.10). Les comptes numériques de ces images correspondent à des hauteurs de couverture végétale. De plus, comme le LiDAR est un instrument actif, l’angle solaire n’a aucun effet sur la restitution de l’image et l’angle de visée ou de vue, bien que variant entre $\pm 20^\circ$ dans la fauchée, n’induit pas forcément des différences significatives dans la restitution de la hauteur.

2.2.4 Images simulées

Le modèle DART (“Discrete Anisotropic Radiative Transfer”) développé à l’UMR CES-BIO (Toulouse) est un modèle de transfert radiatif qui permet de simuler, entre autres, des images de réflectance [Gastellu-Etchegorry, 2008] à partir de scènes de dimensions quelconques contenant des objets (maisons, voitures, arbres) ou des surfaces (routes, eau, etc.). Ces éléments de la scène ont une position et des dimensions fixées. Par exemple, pour un arbre, il faut non seulement indiquer sa position dans la scène mais également une description des caractéristiques architecturales comprenant hauteur du tronc, du houppier, diamètre du tronc, dimensions de l’ellipsoïde décrivant le houppier. Les propriétés optiques du tronc et des feuilles, la densité du feuillage par mètre cube sont aussi à renseigner. Le modèle permet même d’intégrer des objets fournis sous format 3D. La taille des voxels, les paramètres angulaires de visée et de soleil sont ajustables à volonté.

Dans le cadre du projet TOSCA/CNES “FOTO-METRICS”, un important travail de simulations a été réalisé par l’équipe AMAP et a permis de générer des milliers d’images

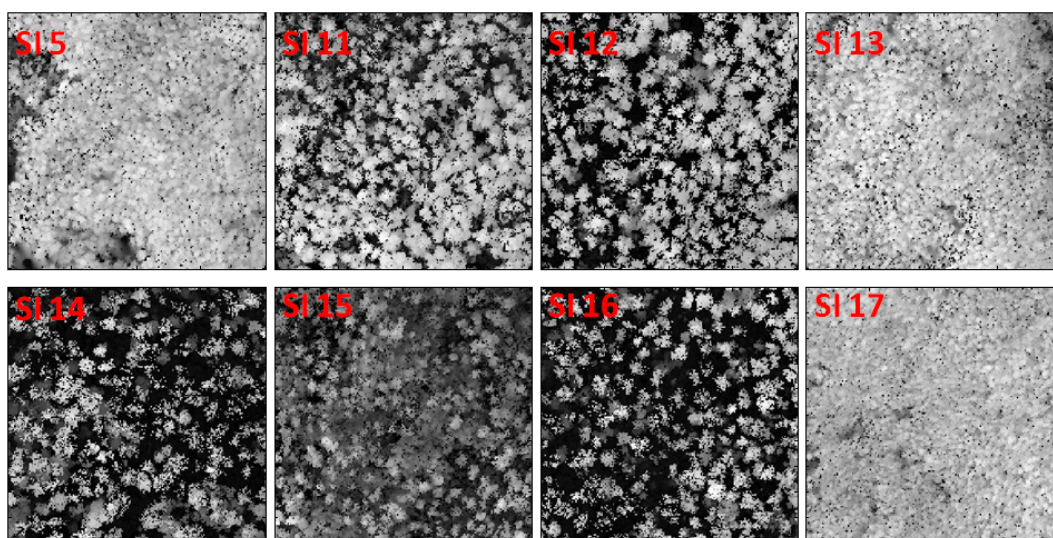


FIGURE 2.10 – Extraits de modèles numériques de canopée ($100m \times 100m$) issus de l'analyse de données LiDAR ALTOA pour différents stades de développement en mangrove différents de ceux simulés dans les maquettes forestières.

de mangroves à différents stades de développement dans un éventail de configurations angulaires incluant des variations d'angles zénithaux solaires et de visée variant de 0 à 40° . De cet important jeu de simulations, je n'ai utilisé que les images calculées avec un angle solaire et un angle de visée au zénith et une réponse capteur panchromatique équivalente à celle de l'instrument optique embarqué sur le satellite Geoeeye (Fig. 2.11).

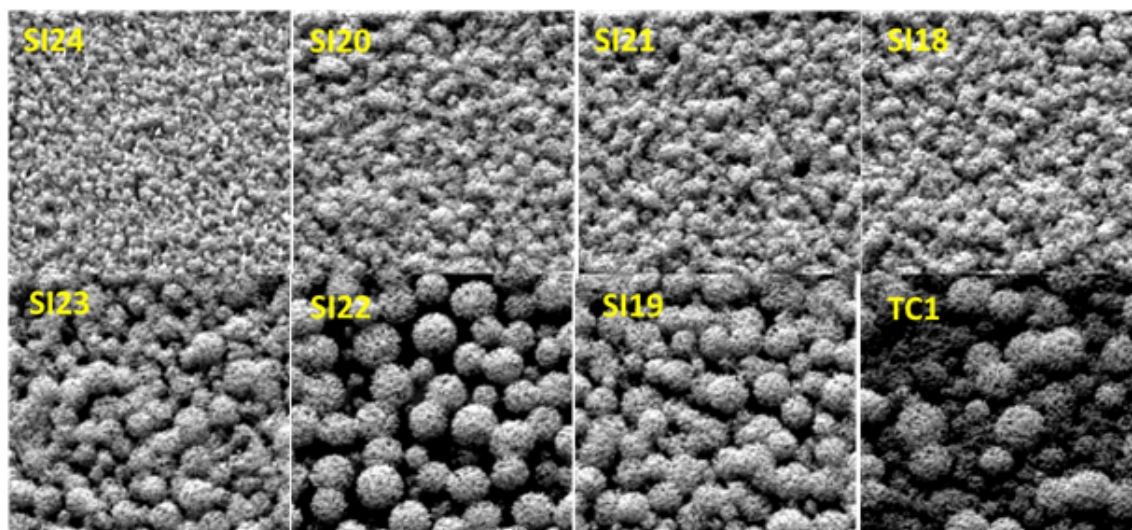


FIGURE 2.11 – Images panchromatiques ($130m \times 130m$) simulées par le modèle DART/CESBIO à partir des maquettes de mangroves présentées dans la figure 2.5 et suivant la réponse du capteur Geoeeye (angles solaires et de visée au zénith; d'après le projet TOSCA/CNES "FOTO-METRICS").

Chapitre 3

Approche méthodologique

3.1 Etat de l’art sur la détection d’objets

La détection d’arbres individuels à partir d’images de télédétection fait l’objet de nombreux articles, où de multiples techniques sont développées et améliorées depuis la fin des années 80. Dans ce chapitre, je propose un résumé sur les méthodes de détection existantes, puis j’explique en détail la méthode retenue, fondée sur le modèle des processus ponctuels marquées, en faisant référence à la thèse de G. Perrin [Perrin, 2006], qui a proposé les premières applications de cette approche pour l’extraction de houppiers. Quelques apports et adaptations sont ensuite décrits et analysés.

3.1.1 Diverses méthodes de détection de houppiers

Dans le cadre de la détection d’arbres individuels, les images optiques ou LiDAR sont souvent utilisées comme des matrices d’intensité, exprimées en niveaux de gris. La valeur numérique de chaque pixel, pour les images optiques, peut être une valeur de réflectance mesurée dans une bande spectrale quelconque (de l’ultraviolet à l’infrarouge ou panchromatique) ou un indice de végétation de type NDVI (“Normalized Difference Vegetation Index”) qui utilise plusieurs bandes spectrales (par ex. [Gong et al., 2003]). Pour les images LiDAR, les matrices d’intensité décrivent des Modèles de Hauteur de la Canopée (MHC) contenant des informations sur la hauteur de la végétation au-dessus du sol. Le fonctionnement des méthodes de détection de houppiers que je présente reste indépendant du type d’image utilisé.

Les méthodes de détection se regroupent en quelques grandes classes : maxima locaux, où un houppier est identifié par le sommet ; approche contour, où l’on cherche à détourner les différents houppiers ; approche objets, où un houppier est modélisé par un objet mathématique que l’on vise à reconnaître sur les images ; et approche probabiliste, approche probabiliste par optimisation de modèles stochastiques.

Maxima locaux

Les méthodes de maxima locaux, introduites dans [Blazquez, 1989, Pinz, 1991], sont les premières approches et les plus simples, orientant la détection vers les arbres individuels. Fondées sur l’hypothèse que le point sommet d’un houppier possède la plus forte valeur par rapport aux autres points du houppier (la réflectance pour les images optiques et la hauteur pour les images altimétriques), et que les régions entre différents houppiers sont plus sombres que les houppiers, ces maxima locaux correspondent théoriquement aux sommets des houppiers sur les zones de canopées. Par conséquent, le principe de ces méthodes consiste à chercher des pixels lumineux entourés par de moins lumineux sur les images de niveaux de gris. Elles fournissent l’estimation du nombre d’arbres et leur localisation comme résultats principaux.

Les sélections des maxima dépend fortement de la définition du mot “local”, l’étendue d’une région locale détermine le nombre de maxima sur une image donnée. En général, la taille d’une région locale, que l’on appelle la fenêtre dans les programmes, est choisie de l’ordre de la taille d’un houppier. Dans la plupart des méthodes, cette taille de fenêtre est fixe pour une détection, mais, elle peut varier pour prendre en compte la taille de houppiers (selon l’âge des arbres par exemple) [Daley et al., , Popescu and Wynne, 2004].

Un problème essentiel des maxima locaux réside dans les nombreuses sur-détections sur les zones sans végétation, ainsi que sur les zones de forêts denses ou moins denses. Un masque manuel ou automatique sur les zones sans végétation de l’image permet de pallier ce problème en partie. Sur les zones de forêt, un lissage des images initiales est souvent utilisé avant de chercher les maxima locaux, par exemple [Dralle and Rudemo, 1996] utilisent un lissage gaussien isotrope, [Pitkanen et al., 2004] sélectionnent les maxima locaux sur des images LiDAR lissées. Des corrections peuvent également être mises en place sur les maxima locaux trouvés, [Pouliot et al., 2002] examinent les niveaux de gris dans les disques autour des maxima locaux pour valider ou ajuster la position des sommets des arbres. Des filtrages sont aussi utilisés sur les niveaux de gris autour des maxima locaux pour éliminer les fausses détections [Dralle and Rudemo, 1996, Niemann et al., 1998]. [Gougeon, 1997] propose d’analyser les effets d’ombre dans les forêts non denses.

La détection des maxima locaux est souvent utilisée comme première étape de certaines méthodes d’extraction des houppiers pour fournir leur position approximative. Par exemple, [Pinz, 1998] examine la décroissance des niveaux de gris autour des maxima locaux afin de déduire la taille de chaque houppier. [Popescu and Wynne, 2004] estime la taille des houppiers en combinant la corrélation de la hauteur d’arbre avec celle déduite des maxima locaux à partir de images LiDAR. Plusieurs approches contour ou objets, qui nécessitent des initialisations comme points de départ, profitent aussi des résultats des maxima locaux [Erikson, 2003, Larsen, 1997, Persson et al., 2002, Pitkanen et al., 2004, Popescu and Wynne, 2004, Solberg et al., 2006, Véga and Durrieu, 2011].

Approche contour

Les méthodes par approche contour visent à extraire des houppiers entiers tout en préservant leur forme et leur taille. En supposant que les houppiers sur les images sont

délimités par des espacements plus sombres, différentes idées sont présentées pour guider les délinéations entre houppiers.

Dans [Gougeon, 1995, Gougeon, 1998], la méthode dite de “suivi de vallées” (“Valley-following”) est introduite. Elle s’appuie sur une analogie géographique qui consiste à détourner les houppiers en reliant les points des “vallées” (identifiés comme étant des minima locaux) entre les houppiers, en assimilant les houppiers à des sommets et les espacements sombres à des vallées entre ces sommets, sur les images à niveau de gris représentées en trois dimension.

[Brandtberg and Walter, 1998] développent un algorithme de délinéation dit “multi-échelle” (“multiple-scale”), qui consiste à distinguer les houppiers par une analyse des courbures convexes des niveaux de gris portés par les nuages de pixels représentant les houppiers, en faisant l’hypothèse qu’il n’y a pas d’intersection entre eux.

Dans [Persson et al., 2002], en utilisant la hauteur portée par chaque pixel donnée par les images LiDAR, une graine est déposée initialement en chaque pixel dont la hauteur est supérieure à un seuil, considéré comme un point appartenant à un houppier. Puis, on laisse grimper ces points dans la direction la plus inclinée jusqu’aux maxima locaux. Enfin, les pixels dont le point arrive au même maximum local sont considérés comme appartenant au même houppier.

[Culvenor et al., , Culvenor, 2002] utilisent une approche par “croissance de région” (“region-growing”), où les pixels des houppiers sont regroupés en faisant croître les régions des maxima locaux vers des minima locaux. L’idée de la croissance de région est aussi présente dans la méthode proposée dans [Erikson, 2003, Erikson, 2004a], mais par des techniques différentes, où l’auteur compare plusieurs règles de croissance à partir de points initiaux. Le même processus est aussi employé dans [Solberg et al., 2006, Véga and Durrieu, 2011], en choisissant les maxima locaux comme points de départ et en analysant les intensités des pixels des voisins comme critères de croissance. Dans [Solberg et al., 2006], l’auteur ajoutent même le critère du “star-shaped polygons” sur les formes de houppiers extraits, c’est-à-dire que la droite liant le maximum local et n’importe quel point du houppier extrait doit se trouver entièrement dans le houppier.

D’autres techniques fondées sur les contours existent, comme [Warner et al., 1998] et [Moeller et al., 2005] qui utilisent des analyses de texture pour regrouper les pixels des houppiers. [Chen et al., 2006] segmentent les houppiers par une technique dite de “marker-controlled watershed segmentation”. [Horvath et al., 2006] et [Wolf and Heipke, 2007] se servent des modèles de contour actif; ...

Les résultats d’extraction de houppiers par l’approche contour sont souvent employés pour, ensuite, extraire des caractéristiques des arbres, car ils préservent les formes naturelles de houppiers. Par exemple, il s’agit, le plus souvent, de classifications d’espèces [Brandtberg, 2002, Erikson, 2004b, Gougeon et al., 1998], et bien d’autres paramètres intéressants comme la taille du houppier, la hauteur de l’arbre dans le cas des images LiDAR [Persson et al., 2002, Véga and Durrieu, 2011].

Approche objets

Les méthodes de détection des houppiers par l’approche objet ont été largement développées dans les dernières années de fait de la disponibilité croissante d’images à très haute résolution spatiale. Dans cette approche, un houppier est modélisé par un objet mathématique, appelé patron ou “template”, qui prend en compte des caractéristiques géométriques dans l’images, comme la taille, la forme, la variance des intensités à l’intérieur et autour du houppier, ou encore le profil de la hauteur dans le cas des images LiDAR. La détection des houppiers revient alors à chercher les occurrences de ces patrons dans images.

Un point essentiel de cette approche se trouve dans la modélisation du houppier projeté dans le plan image. L’idée d’un modèle elliptique est initialement présentée dans [Pollock, 1994, Pollock, 1996], puis développée dans [Larsen and Rudemo, 1997, Larsen and Rudemo, 1998], où la forme du houppier dans l’espace est modélisée par un ellipsoïde généralisé, par l’équation :

$$\frac{(x^2 + y^2)^{\frac{n}{2}}}{b^n} + \frac{(z^2)^{\frac{n}{2}}}{a^n} = 1 \quad (3.1)$$

avec z désignant l’axe vertical, x , y les deux axes dans un plan horizontal, a la demi-hauteur du houppier, b la demi-largeur, et $n \geq 1$ un paramètre de forme. La valeur de n détermine la forme générale du houppier et peut être choisie en fonction des espèces d’arbres, par exemple, $n = 1$ correspond à un cône, $n = 2$ à un ellipsoïde. Puis, le modèle optique (dans le cas des images optiques) de réflexion et d’absorption de la lumière par le feuillage d’un houppier ainsi modélisé, muni des informations d’acquisition de l’image et de la hauteur de l’arbre, est analysé afin d’obtenir le patron d’un houppier. L’effet d’ombre est donc pris en compte dans ce modèle.

Pour une meilleure estimation du nombre d’arbres, les maxima locaux sont souvent utilisés pour indiquer les positions approximatives des arbres [Larsen, 1997], ou encore des identifications manuelles des positions peuvent aussi être effectuées [Gong and Sheng, 2002]. Plusieurs types de patron peuvent être présentés simultanément dans une détection. Par exemple, [Larsen, 1999] introduit plusieurs jeux de paramètres du modèle ellipsoïdal impliquant une variété de patrons adaptés aux différentes espèces et tailles de houppiers. Les apparences des houppiers sur les images sous différents angles de vue sont différentes, les calculs des patrons peuvent prendre en compte cet effet, comme dans [Gong and Sheng, 2002, Korpela et al., 2007].

Les méthodes de détection par approche objet semblent limiter le nombre de sur-détections, défaut inhérent aux approches par maxima locaux et contour. Cependant, plus d’informations a priori sur les caractéristiques des houppiers sont nécessaires pour construire les patrons afin d’obtenir des meilleurs résultats.

Approche probabiliste

Différentes méthodes probabilistes ont aussi été utilisées récemment pour extraire des houppiers individuellement. Dans [Perrin, 2006], la détection fondée sur le modèle des

processus ponctuels marqués est bien décrite en modélisant une parcelle de forêt par une configuration d'ellipses représentant les houppiers. [Descombes and Pechersky, 2006] développent une méthode fondée sur la modélisation markovienne dans un contexte bayésien, où chaque pixel porte une variable aléatoire représentant sa probabilité d'appartenir à un houppier qui dépend seulement du voisinage. Dans les deux cas, une optimisation est nécessaire pour obtenir la configuration optimale en cohérence avec les données images. Des algorithmes d'optimisation non linéaire fondés sur la technique du recuit simulé sont utilisés.

Autres méthodes

En plus des approches présentées ci-dessus, d'autres méthodes de détection de houppiers ont aussi été développées. Il est possible de combiner plusieurs approches pour affiner les résultats. Par exemple, dans [Falkowski et al., 2006], l'auteur décrit une technique de détection fondée sur l'analyse spatiale en ondelettes, où les estimations de la localisation, la hauteur et le diamètre des houppiers sont déduites automatiquement à partir des résultats de la convolution des ondelettes à deux dimensions de type chapeau mexicain avec des modèles de hauteur de canopée ; [Reitberger et al., 2009] utilise une méthode de segmentation fondée sur l'idée de "watersheds" (ligne de partage des eaux), développée dans [Vincent and Soille, 1991], avant d'effectuer une nouvelle segmentation normalisée sur des données LiDAR de forme d'onde complète pour affiner les segmentations.

L'utilisation d'images multiples est à l'origine de nombreuses méthodes de détection, comme [Gong and Sheng, 2002, Korpela et al., 2007] qui utilisent les images sous différents angles de vue de la même scène. Des données optiques et LiDAR sont souvent combinées pour extraire des informations à partir des résultats de détection, comme dans [Holmgren et al., 2008, Huang et al., 2009, Suárez et al., 2005]. Les données LiDAR récentes peuvent aussi porter certaines informations sur la végétation au-dessous de la canopée, qui ne sont pas visibles sur les images optiques. Par exemple [Holmgren et al., 2008, Reitberger et al., 2009] utilisent ces informations pour extraire les contours des houppiers dans la canopée avec plus de précision. Au final, les estimations de certains facteurs forestiers qui ne sont pas liés directement à la détection, telle que la biomasse foliaire, le volume du couvert, le stockage de carbone, . . . peuvent aussi être déduites à partir des houppiers extraits, par des analyses supplémentaires, comme la théorie allométrique [Persson et al., 2002, Popescu et al., 2003].

3.1.2 Méthode de Processus Ponctuels Marqués (PPM)

Parmi les nombreuses méthodes présentées, nous avons choisi celle fondée sur le modèle de Processus Ponctuels Marqués (PPM). En effet, toute approche possède des avantages et des inconvénients, et procure des informations différentes, comme la densité de tiges, l'identification d'espèces, etc. Peu d'articles présentent des comparaisons de différentes méthodes sur les mêmes images. Récemment, dans [Larsen et al., 2011], les auteurs présentent une comparaison intéressante entre six méthodes de détection sur six types de

peuplement différents. Les résultats confirment que chaque méthode montre des avantages par rapport aux autres en fonction de la structure forestière, et celle des processus ponctuels marqués prouve son efficacité sur plusieurs types de peuplement, surtout sur les plantations et la forêt dense, ce qui correspond aux deux écosystèmes que nous étudions.

La méthode de détection par PPM a déjà été appliquée et montre un certain succès pour l'extraction de certains objets à partir de données images, comme les bâtiments [Ortner, 2004], les réseaux linéiques [Lacoste, 2004, Stoica, 2001], les flamants roses [Descamps et al., 2009], ainsi que les huppier [Perrin, 2006].

3.2 Description de la méthode par Processus Ponctuels Marqués

Dans cette partie, nous présentons les notions mathématiques relatives au modèle de processus ponctuels marqués, sur lequel est fondée notre méthode de détection de huppier à partir d'images à très haute résolution spatiale de forêts. Puis, nous montrons comment les mettre en place pour l'extraction d'objets sur les images. Conformément aux objectifs de la thèse, toutes les définitions et théorèmes mathématiques concernés ne sont pas détaillés, ni démontrés dans ce manuscrit, des supports complémentaires peuvent être trouvés dans de nombreux ouvrages ou articles de journaux, tels que [Descombes, 2004, Descombes, 2011, Ortner, 2004, Perrin, 2006, Stoica, 2001, Lieshout, 2000], ...

3.2.1 Introduction aux PPM

Les processus ponctuels marqués modélisent une collection d'objets. L'idée est initialement introduite dans [Baddeley and Lieshout, 1993].

Espace des configurations

Soit χ un espace, muni d'une métrique d , complet et séparable. Tout élément $x \in \chi$ sera appelé un point de χ , et une configuration correspondra à un ensemble de points.

Définition 3.1. Une configuration \mathbf{x} est définie comme un ensemble dénombrable et non ordonné de points de χ :

$$\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}, \quad n \in \mathbb{N}$$

Une configuration \mathbf{x} est dite localement finie si elle place dans tout borélien borné $A \subseteq \chi$ un nombre $N_{\mathbf{x}}(A)$ fini de points, et simple si tous les points $x_i \in \mathbf{x}$ sont distincts. Cet espace des configurations finies et simples est noté N^f .

Processus Ponctuels

La théorie des processus ponctuels permet de modéliser des configurations aléatoires de points de χ .

Définition 3.2. *Un processus ponctuel sur χ est une application X d'un espace probabilisé $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ dans N^f telle que pour tout borélien $A \subseteq \chi$, $N_X(A)$ est une variable aléatoire.*

Les points deviennent des objets, décrits par leur position dans un espace des positions \mathcal{P} et par des marques m , c'est-à-dire des attributs géométriques, dans un espace de marques \mathcal{M} . On parle alors de processus ponctuel marqué.

Définition 3.3. *Un processus ponctuel marqué sur $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ est un processus ponctuel défini sur χ dont les positions des objets sont dans \mathcal{P} et les marques dans \mathcal{M} , tel que le processus des points non marqués soit un processus ponctuel bien défini sur \mathcal{P} .*

Les processus ponctuels marqués proposent des configurations aléatoires d'objets $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ sous la forme :

$$\mathbf{x} = \{u_1 = (p_1, m_1), \dots, u_n = (p_n, m_n)\}_{n \in \mathbb{N}}$$

où p_i représente la position de l'objet u_i dans \mathcal{P} et m_i sa marque dans \mathcal{M} .

Un processus ponctuel est donc une variable aléatoire à valeur dans un espace mesurable de configurations de points. Il peut être déterminé par deux termes : le nombre de points n dans la configuration, qui est caractérisé par une distribution de probabilité discrète, et les positions des points x_i dans l'espace χ , caractérisé par une famille de densités de probabilité symétriques $\{j_n(x_1, \dots, x_n)\}_{n \in \mathbb{N}}$ sur χ^n .

Différents types de processus ponctuels existent et se distinguent par leurs lois de densité de probabilité. Comme par exemple, les processus de Poisson, ou les processus de Markov [Baddeley and Lieshout, 1993]. Pour modéliser des lois de processus ponctuels plus complexes, on utilise une densité de probabilité du processus par rapport à la loi d'un processus de Poisson considéré comme référence.

Dans ce travail, nous nous intéressons uniquement aux processus ponctuels de Markov, qui sont aussi appelés processus de Gibbs. Ce sont des processus définis par une densité pouvant s'écrire sous la forme d'une exponentielle d'une "énergie" exprimée comme une somme de potentiels d'interactions [Descombes et al., 2004, Baddeley and Lieshout, 1993]. L'expression de la densité d'un tel processus est définie comme suit :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp [-U(\mathbf{x})] \quad (3.2)$$

où

$$Z = \int_{\mathbf{x} \in N^f} \exp [-U(\mathbf{x})] d\mathbf{x}$$

et $U(\mathbf{x})$ désigne l'énergie totale du processus.

3.2.2 Application à l'extraction d'objets

Extraire des objets sur une image, par le modèle de processus ponctuels marqués, revient à trouver la "meilleure" configuration d'objets, c'est-à-dire la configuration qui va respecter un certain nombre de propriétés géométriques liées à la nature des objets

(oiseaux, arbres, voiture) et radiométriques liées au type d'image (contraste : objet - environnement, voisinage).

Les objets à rechercher sont souvent munis de propriétés géométriques a priori, cela constitue des contraintes internes (énergie U_{interne}) relative à l'extraction. Des contraintes liées à l'image introduisent un autre terme appelé : attache aux données (énergie U_{externe}). La somme des énergies U_{interne} et U_{externe} forme l'énergie totale $U(\mathbf{x})$ du modèle :

$$U(\mathbf{x}) = U_{\text{interne}} + U_{\text{externe}} \quad (3.3)$$

Cette énergie peut intervenir dans l'expression de la densité d'un processus ponctuel marqué, comme représentée dans l'équation (3.2).

La “meilleure” configuration correspond à celle qui est optimale au sens de l'énergie définie dans (3.3). Le principe d'extraction consiste donc en la recherche de cette configuration optimale sur un espace donné, autrement dit la configuration ayant l'énergie minimale.

Pour cela, on doit simuler le modèle par un algorithme d'échantillonnage et faire converger le processus vers la loi objectif de densité définie à partir d'un état initial. Les techniques de type MCMC (“Markov Chain Monte Carlo”) sont souvent utilisées dans ce cas. L'idée est de construire une chaîne de Markov discrète $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ dont la loi invariante est la loi recherchée (*plus de détails sur les méthodes MCMC se trouvent dans [Brémaud, 2001]*). En partant d'une configuration initiale quelconque, l'algorithme MCMC assure la convergence ergodique de la chaîne $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ vers l'état stationnaire de la chaîne représentant la configuration optimale recherchée.

Simulation des processus

Les simulations de processus peuvent être assurées par plusieurs algorithmes d'échantillonnage, comme les algorithmes de naissance et mort [Preston, 1976], les algorithmes de simulation exacte [et M. Rudemo, 2000], les algorithmes de type Metropolis-Hasting MCMC à sauts réversible [Green, 1995]. Ce dernier type est utilisé dans la thèse de G. Perrin [Perrin, 2006] en justifiant les conditions de la convergence de la chaîne de Markov vers la loi cible. Dans un algorithme de type Metropolis-Hastings [Hastings, 1970, Metropolis et al., 1953], le mouvement de la chaîne est guidé par des acceptations ou refus de certaines perturbations, les perturbations peuvent être l'ajout ou la suppression d'un objet de la configuration courante [Geyer and Møller, 1994]. Dans l'algorithme proposé par [Green, 1995], nommé algorithme RJMCMC (“Reversible-Jump Markov Chain Monte Carlo”), les perturbations de la chaîne sont proposées par un noyau de proposition, qui est lui-même composé d'un mélange de noyaux de propositions, avec une probabilité associée à chacun. La thèse de G. Perrin utilise ce dernier algorithme avec un noyau de proposition comprenant une série de perturbations : ajout ou suppression d'un objet, translation, dilatation ou rotation d'un objet, fusion de deux objets proches ou division d'un objet en deux, naissances ou morts multiples dans un voisinage.

Optimisation des processus

La méthode du recuit simulé, inspirée d'un processus métallurgique, est souvent utilisée pour résoudre un problème d'optimisation complexe, afin de trouver la solution définie par l'optimum global [Aarts and Laarhoven, 1985]. L'implantation de la technique du recuit simulé dans l'algorithme d'échantillonnage permet de faire converger le processus simulé vers un état optimal au sens de l'énergique, c'est-à-dire minimisant l'énergie de la configuration. L'optimisation est réalisée par l'intervention d'une température T , dans le calcul des taux d'acceptation des perturbations proposées, de façon que lors de la décroissance de la température T vers 0, le processus converge vers l'état optimal. Théoriquement, si cette décroissance est effectuée très lentement, l'état stationnaire est celui d'énergie minimale que l'on cherche.

En pratique, les simulations doivent être arrêtées dans un temps fini, et atteindre de bons minima locaux. Un certain nombre d'itérations est souvent fixé pour cela, en combinant un schéma de décroissance adapté. En tenant compte de la vitesse de convergence, la décroissance géométrique est souvent utilisée, comme choisie dans la thèse [Perrin, 2006], cela veut dire que la température de la $n^{\text{ième}}$ itération est donnée par :

$$T_n = a \times T_{n-1} = a^n \times T_0$$

avec $a < 1$ et très proche de 1 (0.99 par exemple), et T_0 la température initiale.

Algorithme de Naissances et Morts Multiples

Un algorithme de Naissances et Morts Multiples (noté aussi MBD issu de "Multiple Birth and Death") intégré dans un schéma de recuit simulé a récemment été proposé par [Descombes et al., 2009]. Il est particulièrement adapté au cadre de la simulation et l'optimisation du modèle de processus ponctuels marqués. Contrairement aux algorithmes de type RJMCMC décrits dessus, qui traitent une seule perturbation par simulation, la méthode MBD propose et examine de multiples perturbations parallèlement. Cela accélère grandement la vitesse de convergence des processus, raison pour laquelle nous l'avons choisi dans cette thèse.

Le principe de l'algorithme MBD est de considérer deux phases en alternance : une phase de naissances et une phase de morts (Fig. 3.1). A chaque itération, de nouveaux objets sont générés (phase de naissances) suivant l'intensité du processus de Poisson de référence. Puis, dans la phase de mort, les objets qui ne favorisent pas l'optimisation, c'est-à-dire ceux qui font augmenter l'énergie totale du modèle, sont enlevés avec une plus forte probabilité que les autres. La convergence de la chaîne est assurée par le recuit simulé (*la convergence par cette méthode est démontrée dans [Descombes et al., 2009]*). A chaque itération, les paramètres du recuit : la température T et le pas de discrétisation δ (on est dans le cas de processus discret), sont diminués légèrement selon un schéma de décroissance géométrique. Quand ces deux paramètres sont proches de 0, l'état de la configuration devient stationnaire.

Remarquons qu'un nouvel algorithme, nommé "Multiple Birth and Cut" (MBC), dernièrement développé dans [Gamal-Eldin et al., 2010], inspiré de l'algorithme MBD et des

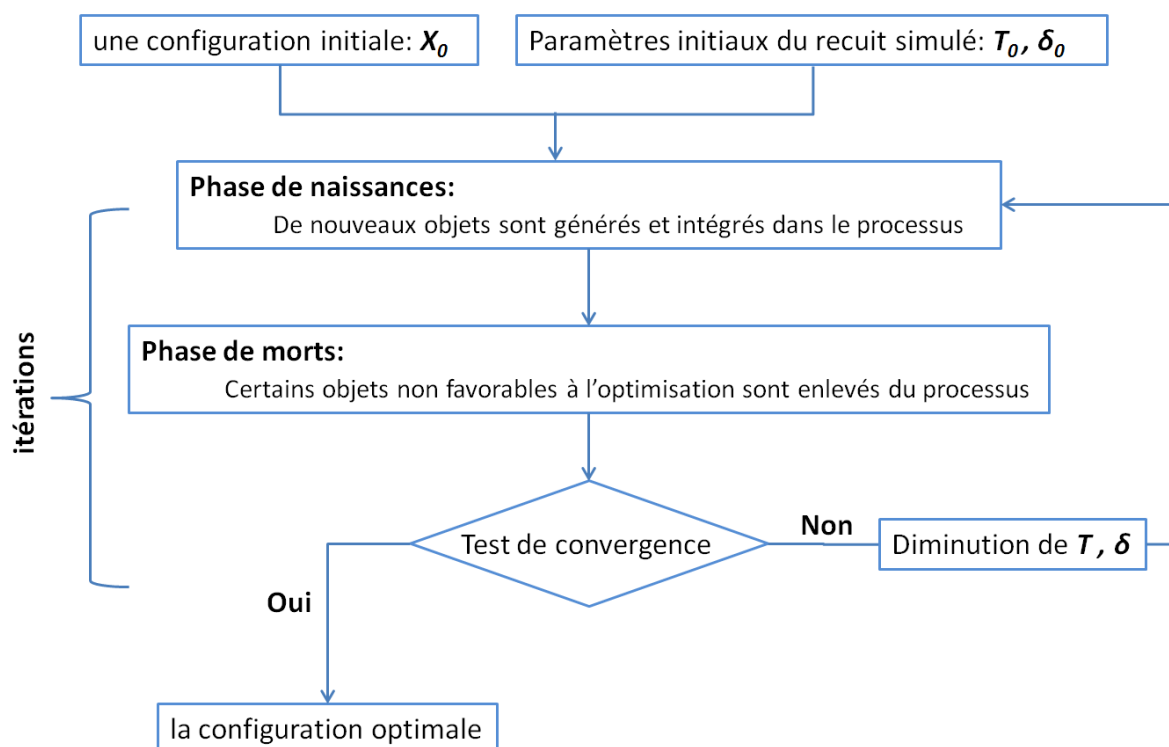


FIGURE 3.1 – Schéma de l'algorithme de Naissances et Morts multiples

algorithmes par coupure minimale d'un graphe peut être encore plus efficace que le MBD. Abandonnant le schéma de recuit simulé, l'algorithme MBC évite tout problème de réglage des paramètres liés au recuit simulé : les initialisations de la température T , et du pas de discrétisation δ , ainsi que leurs coefficients de décroissance. Or, ce paramétrage dans l'algorithme MBD influence la vitesse de convergence, mais aussi les résultats en cas de mauvais réglages. Des modifications portées dans [Gamal-Eldin et al., 2012] améliorent de plus la vitesse de convergence de l'algorithme MBC. Dans [Gamal-Eldin et al., 2010] et [Gamal-Eldin et al., 2012], des comparaisons sont réalisées sur la détection de flamants roses. Il serait très intéressant de tester ce nouvel algorithme de MBC dans le cadre de la détection de houppiers.

3.2.3 Application à la détection de houppiers

Les modèles PPM peuvent être appliqués à l'étude des forêts en prenant comme objets les houppiers des arbres dominants et comme marques les formes de leur surface vue d'en haut, c'est-à-dire la projection au sol de leur extension horizontale (Fig. 3.2). Une configuration d'objets correspondra donc à une parcelle forestière (groupe de plusieurs arbres) voire à une surface plus grande de forêt (Fig. 3.3).

Dans la thèse de G. Perrin [Perrin, 2006], l'auteur distingue un modèle 2D pour l'extraction dans les zones denses et un modèle 3D dans les zones non denses pour lesquelles l'ombre des arbres est visible (arbres épars ou isolés). Vu les deux écosystèmes forestiers

étudiés dans cette thèse, nous avons choisi de rester dans le cadre du modèle 2D.

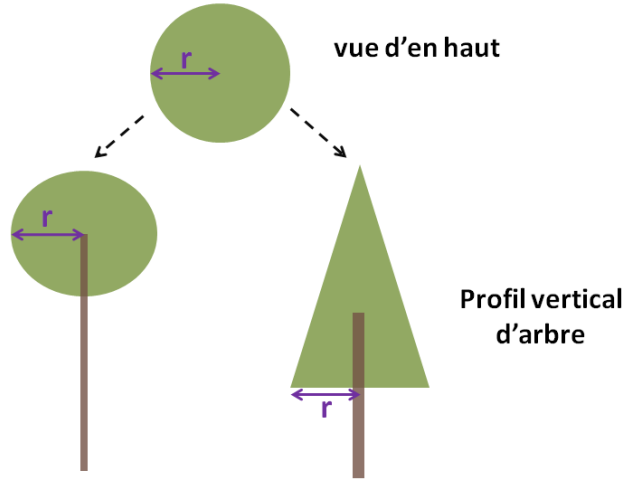


FIGURE 3.2 – Vue d'en haut d'un houpier

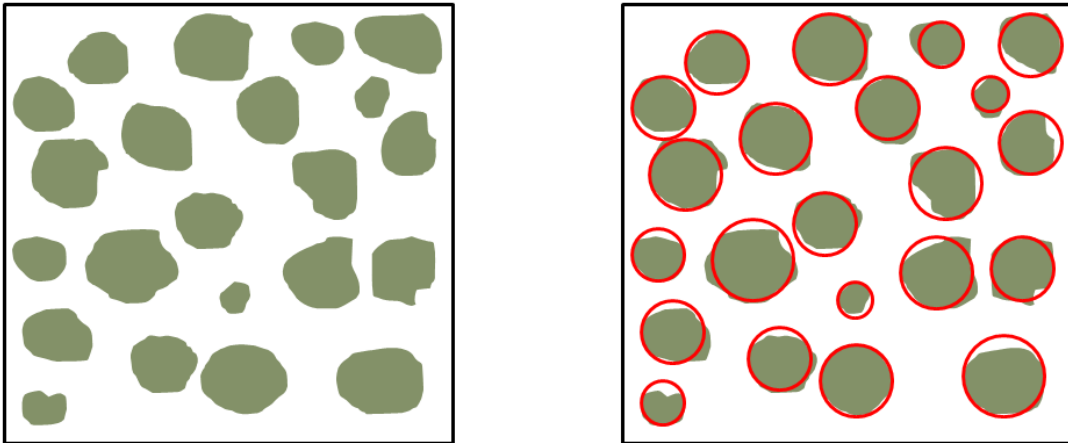


FIGURE 3.3 – L'idée de la modélisation des houpiers par des disques

a - Configuration “peuplement forestier”

Le houpier d'un arbre naturel peut se représenter sous la forme d'un cercle ou d'une ellipse sur l'image. Pour simplifier les calculs, nous avons choisi de modéliser un houpier plutôt par un disque que par une ellipse [Perrin, 2006]. C'est une approximation qui ne rend pas compte du profil vertical (boule, triangle), ni d'une éventuelle asymétrie horizontale (Fig. 3.2). Puis, on doit définir l'espace objet $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ auquel ces disques appartiennent.

L'espace des positions \mathcal{P} est un domaine où se trouvent tous les objets. Une image peut être considérée comme une matrice, donc un ensemble borné. L'espace des positions

est défini de façon à contenir le support de cette image, soit de dimension $X_M \times Y_M$:

$$\mathcal{P} = [0, X_M] \times [0, Y_M]$$

L'espace des marques \mathcal{M} correspond à la paramétrisation d'un disque, défini par son rayon. Cet espace des marques sera borné entre r_{min} et r_{max} exprimés en pixels :

$$\mathcal{M} = [r_{min}, r_{max}]$$

Le réglage de $[r_{min}, r_{max}]$ ne peut donc rendre compte de la continuité des tailles réelles de houppiers qu'à la taille de pixel de l'image près. Celle-ci peut cependant être artificiellement améliorée par sur-échantillonnage spatial. Comme cette dernière opération est faisable à partir de n'importe quel logiciel de traitement d'image, son coût est nul et elle doit être systématiquement appliquée. En effet, comme nous le verrons dans les résultats, elle améliore nettement les résultats de détection dans certains cas.

Des connaissances a priori sur la taille des houppiers à extraire, issues d'inventaires du terrain ou de modèles allométriques, nous aident à régler cet intervalle $[r_{min}, r_{max}]$.

A noter que la modélisation d'un houppier par un disque, caractérisé par un seul paramètre de marque, son rayon, demande beaucoup moins de calculs dans l'estimation de sa marque par rapport à une ellipse, qui exige trois paramètres : les longueurs de ses deux axes et son orientation (souvent définie comme l'angle du grand axe par rapport à l'horizontale).

b - Modèles d'énergie

Dans le cadre de la détection d'arbres, la configuration de disques qui répond le mieux à un modèle d'énergie se calcule à partir du nombre de disques, de la position de chaque disque et de son rayon dans l'espace-objet. Les modèles d'énergie définissent les critères de détection et décrivent quel type d'objets l'on veut extraire. Comme noté dans l'équation (3.3), on distingue alors l'énergie interne, dite énergie a priori, qui sera notée $U_p(\mathbf{x})$, et l'énergie externe, dite aussi énergie d'attache aux données, notée $U_d(\mathbf{x})$.

b1 - L'énergie a priori $U_p(\mathbf{x})$ traduit les connaissances a priori que l'on possède sur le peuplement forestier, exprimées sous forme de contraintes sur les propriétés géométriques des objets et en termes d'interactions entre objets dans la configuration.

Dans [Perrin, 2006], cinq termes peuvent être intégrés dans l'a priori : le rapport de longueurs des deux axes (dans le cas d'ellipses pour éviter des ellipses très allongées), la distance minimale entre deux objets proches, le recouvrement entre objets, les agrégats et les alignements des objets. Chacun est pondéré par un coefficient signé, indiquant si la propriété est favorisée ou pénalisée dans la détection. Le premier terme ne nous concerne pas car nous utilisons des disques. Les deux termes suivants sont indispensables et les propriétés associées doivent être pénalisées. Nous les expliquerons ci-après. Les deux derniers termes peuvent aider à trouver des objets qui respectent la structure de la forêt,

par exemple : on recherche des arbres alignés dans le cas de plantation. Ces deux termes n'ont pas d'effet en affectant les coefficients à 0, comme dans notre cas.

A propos des deux termes contraignant les interactions entre objets : premièrement, une distance minimale d'un pixel est imposée entre deux objets de la configuration, autrement dit deux arbres ne peuvent pas être détectés simultanément sur le même pixel. Cela évite de multiples détections pour un même houppier. Cette contrainte est directement intégrée dans la phase de naissances de l'algorithme MBD : la naissance d'un disque ne sera pas effectuée sur les pixels possédant déjà un disque.

Deuxièmement, un terme de répulsion est introduit entre deux objets voisins. Prendre des disques circulaires pour représenter des houppiers engendre également une probabilité non négligeable de superposition entre disques (en bas, à gauche, Fig. 3.4), d'autant plus pour des images optiques de moyenne résolution spatiale où les réflectances d'un houppier donné sont influencées par la diffusion des surfaces (sol, arbres) voisines. De même, il s'agit d'éviter des configurations où deux disques se chevauchant permettraient de décrire un même houppier (en bas, à droite, Fig. 3.4). Pour respecter au mieux des associations "1 disque - 1 houppier" dans les cas ambigus, surtout dans les forêts denses, comme les forêts tropicales, on ajuste un taux de recouvrement calculé à partir de l'aire d'intersection entre deux disques.

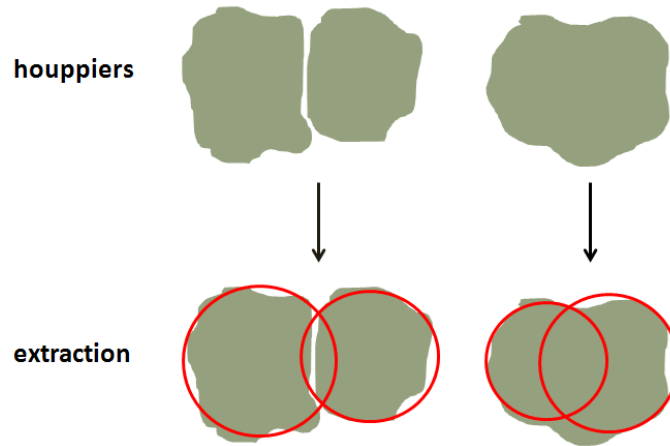


FIGURE 3.4 – Superpositions entre disques

Pour exprimer les recouvrements des houppiers sur les images, on introduit ici la notion de silhouette pour décrire le terme de répulsion dans le modèle.

Définition 3.4. La silhouette d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi$, notée $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u) \in \mathcal{P}$, est l'intersection de l'espace des positions \mathcal{P} et de cet objet : le disque du centre p_u et de rayon la marque m_u dans nos cas. Ainsi nous définissons la silhouette d'une configuration d'objets $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(\mathbf{x})$, comme l'union des silhouettes des objets de la configuration \mathbf{x} .

La silhouette d'un objet discrétisé est l'ensemble des pixels p dont la surface est majoritairement située à l'intérieur de l'objet u : $\{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u)\}$, comme illustré sur la figure 3.5.

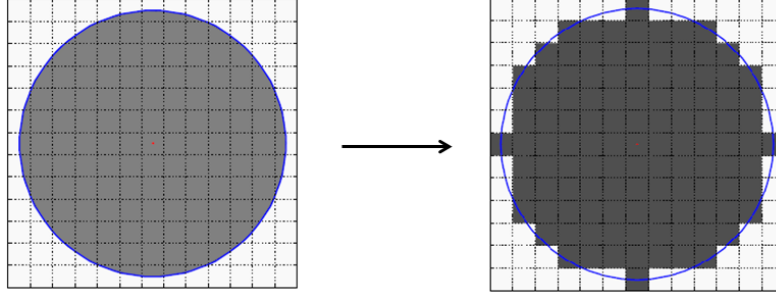


FIGURE 3.5 – silhouette d'un disque discrétisé en pixels

A noter que la notion de silhouette s'applique à bien d'autres formes d'objets que les disques et ouvre des perspectives de généralisation.

Le recouvrement entre deux disques peut s'exprimer comme l'intersection des silhouettes de ces deux disques, dont l'aire peut être approchée en fonction du nombre de pixels appartenant à la fois aux deux disques, c'est-à-dire aux silhouettes discrétisées des deux objets, voir figure 3.6.

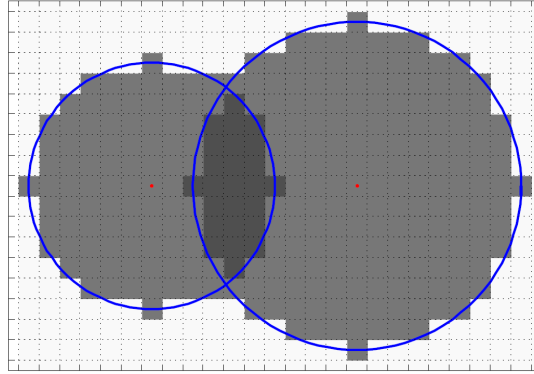


FIGURE 3.6 – intersection entre les silhouettes des deux disques

A partir du calcul de la surface d'intersection, l'énergie a priori, entre deux disques u_1 et u_2 d'une configuration peut être définie comme le rapport entre l'aire de leur intersection et l'aire du disque le plus petit, exprimé en termes de silhouette discrétisée comme suit :

$$U_p(u_1, u_2) = \frac{\text{Card}\{p \in S_p(u_1) \cap S_p(u_2)\}}{\min(\text{Card}\{p \in S_p(u_1)\}, \text{Card}\{p \in S_p(u_2)\})} \quad (3.4)$$

où la fonction Card compte le nombre d'éléments dans un ensemble, et l'énergie a priori de la configuration dans ce cas est donc définie comme suit :

$$U_p(\mathbf{x}) = \gamma_p \sum_{u_i \in \mathbf{x}} \max_{u_j \sim_r u_i} \left(\frac{\text{Card}\{p \in S_p(u_i) \cap S_p(u_j)\}}{\min(\text{Card}\{p \in S_p(u_i)\}, \text{Card}\{p \in S_p(u_j)\})} \right) \quad (3.5)$$

où le symbole \sim_r représente une relation symétrique entre les objets dont les silhouettes s'intersectent, et γ_p est un facteur multiplicatif permettant de régler le poids du terme a priori par rapport au terme d'énergie liée à l'attache aux données.

On constate que ce terme d'énergie interne ne concerne que les objets qui s'intersectent, et a une valeur positive qui croît avec le rapport entre la surface d'intersection et la taille du petit disque. La minimisation de l'énergie interne correspond alors aux configurations présentant des disques respectant au mieux cette condition. En pratique, on fixe un seuil Θ en dessous lequel on tolère le recouvrement et au dessus duquel l'énergie interne devient positive. La définition de l'énergie interne s'écrit alors comme suit :

$$U_p(u_1, u_2) = \begin{cases} 1 & , \text{ si } \frac{\text{Card}\{p \in S_p(u_1) \cap S_p(u_2)\}}{\min(\text{Card}\{p \in S_p(u_1)\}, \text{Card}\{p \in S_p(u_2)\})} > \Theta \\ 0 & , \text{ sinon.} \end{cases} \quad (3.6)$$

et

$$U_p(\mathbf{x}) = \gamma_p \sum_{u_i \in \mathbf{x}} \max_{u_j \sim_r u_i} U_p(u_i, u_j) \quad (3.7)$$

b2 - L'énergie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$ reflète la cohérence entre les objets extraits et les données de l'image.

Dans [Perrin, 2006], l'auteur a testé des modèles bayésien et non bayésien pour modéliser ce terme d'énergie. Le modèle bayésien repose sur le calcul de la vraisemblance de l'image étant donnée une configuration d'objets. Il montre certain avantage par rapport au modèle non bayésien sur les zones très denses, où les ombres autour des houppiers ne sont pas visibles sur les images. Cependant, ce modèle donne beaucoup de fausses alarmes dans les zones végétales ne correspondant pas aux arbres (prairies, clairières,...), et n'est pas robuste par rapport à la taille des objets recherchés. Le modèle non bayésien repose sur le contraste radiométrique entre les objets et leur entourage. Dans [Perrin, 2006], la distance de Bhattacharyya est utilisée pour caractériser ces contrastes. Des difficultés sont rencontrées sur les zones très denses où la plupart des arbres ne sont pas détectés. L'idée de contour actif peut alors aider à régler ce problème.

Dans le cadre de cette thèse, on utilise uniquement le modèle non bayésien. Une distance fondée sur un test statistique est considérée en plus de celle de Bhattacharyya pour résoudre les problèmes de zones très denses.

Le contraste radiométrique (ou contraste d'intensité ou distance) est calculé entre les pixels caractérisant le disque-objet et ceux correspondant à une couronne entourant ce disque dont la largeur ne fait que quelques pixels (Fig. 3.7). Dans le cas de forêts tropicales naturelles, où la canopée est souvent fermée, il est clair qu'une largeur de couronne de 1 pixel est souhaitable pour minimiser l'impact des houppiers voisins dont la signature radiométrique peut biaiser le calcul de $U_d(\mathbf{x})$ et augmenter l'absence de détections. Il est à noter que dans le cas d'images de type modèle numérique de canopée issues d'un traitement de données LiDAR, ce contraste correspond à une différence de hauteurs.

Soit (μ_1, σ_1^2) et (μ_2, σ_2^2) les moyennes et variances radiométriques à l'intérieur du disque u et de sa couronne $\mathcal{F}(u)$. Différentes méthodes permettent de mesurer la distance entre ces deux ensembles de pixels. Dans ce travail, nous ne présentons que deux calculs qui nous paraissent bien adaptés à notre problématique de détection de houppiers sur des images de forêt.

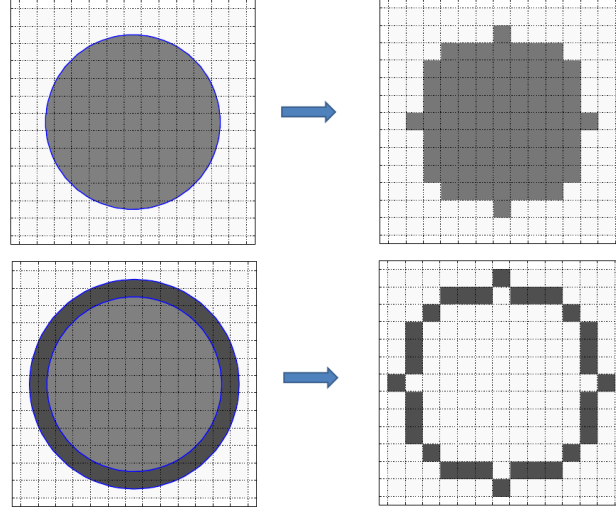


FIGURE 3.7 – définition d'un disque et de son extérieur et leurs discrétisations

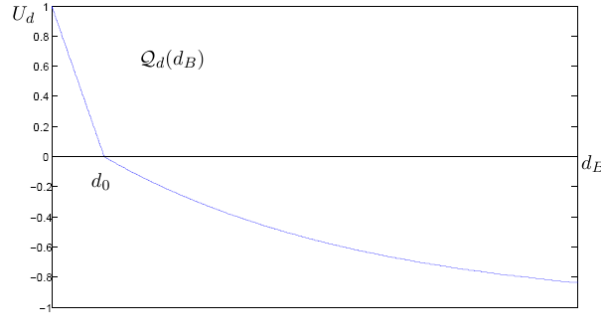
La distance de Bhattacharyya [Bhattacharyya, 1943], notée $d_B(u, \mathcal{F}(u))$, mesure la similarité entre deux distributions gaussiennes, définie comme suit :

$$d_B(u, \mathcal{F}(u)) = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{4\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} - \frac{1}{2} \log \frac{2\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (3.8)$$

Cette définition ne différencie pas le cas où l'intensité du disque est supérieure à celle de son voisinage du cas inverse où le disque est plus sombre (ou moins haut). Ce sont pourtant deux situations qui peuvent avoir une nature complètement différente dans les images de canopée. En effet, des houppiers émergeants sont, à cause de l'éclairement solaire, généralement plus clairs que leur proche voisinage. Réciproquement, des zones sombres correspondraient plutôt à des trouées. L'utilisation de la distance de Bhattacharyya nécessite donc de tester, au préalable, si $\mu_1 > \mu_2$. Dans le cas contraire, le calcul n'est pas effectué, le disque est refusé ce qui équivaut à $d_B(u, \mathcal{F}(u)) = 0$. Dans le cas positif, il faut définir un seuil de distance noté d_0 au dessous duquel, toute distance radiométrique sera considérée insuffisante pour confirmer une attache aux données stable par rapport au type d'images analysées. Pratiquement, l'énergie d'attache aux données est calculée à l'aide d'une fonction de qualité $\mathcal{Q}_d(d_B(u, \mathcal{F}(u)), d_0)$ ((3.9)) qui va permettre de cadrer l'énergie d'attache aux données $U_d(u)$ entre -1 et 1 (voir Fig. 3.8) :

$$\mathcal{Q}_d(d_B) = \begin{cases} \left(1 - \frac{d_B}{d_0}\right) & \text{si } d_B < d_0 \\ \exp\left(-\frac{d_B - d_0}{100}\right) - 1 & \text{si } d_B \geq d_0 \end{cases} \quad (3.9)$$

Les disques qui ont une énergie négative sont des disques probablement bien placés alors que ceux dont l'énergie est positive seront retirés de la configuration par le processus de naissances et morts expliqué ci-après.

FIGURE 3.8 – la relation entre $U_d(u)$ et d_B

La principale difficulté dans l'utilisation de la distance de Bhattacharyya vient de la forte influence de d_0 sur les résultats de détection. Même après avoir normalisé les intensités ou hauteurs dans une image autour de la valeur moyenne, le réglage de d_0 reste délicat, d'autant plus pour les forêts tropicales où le contraste radiométrique entre les houppiers et leur voisinage est aussi variable que la diversité des situations forestières rencontrées. Un seuil faible va augmenter la sensibilité du processus et risque d'augmenter le score de fausses détections (plusieurs disques par houppier ou fausses alarmes) alors qu'une valeur de d_0 trop forte, va empêcher la détection de houppiers dont les disques correspondants auront présenté une énergie d'attache trop faible.

La distance radiométrique peut être évaluée également par un test statistique de *Student* [Ramousse et al., 1996], qui, comme on le verra, présente des avantages par rapport au calcul de la distance de Bhattacharyya, surtout dans les zones moins contrastées. Le test de *Student* consiste à comparer les moyennes de deux échantillons indépendants et distribués chacun selon une loi normale. En prenant n_1 et n_2 comme les effectifs de chaque échantillon, la valeur statistique du test de *Student* est donc calculée comme :

$$t = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{n_1\sigma_1^2 + n_2\sigma_2^2}{n_1 + n_2 - 2}} \times \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad (3.10)$$

Le résultat du test dépend du degré de liberté ($n_1 + n_2 - 2$) et du seuil de confiance souhaité. En pratique, on compare la p-valeur p du test avec le seuil de confiance choisi α . Si $p < \alpha$, l'hypothèse nulle, que les moyennes des deux échantillons sont égales, sera rejetée. La p-valeur peut être déduite de la façon suivante :

$$p = 2 \times (1 - tcdf(t, n_1 + n_2 - 2)) \quad (3.11)$$

avec t la valeur statistique du test définie par (3.10), et $tcdf$ la fonction qui calcule la distribution cumulée de *Student* à valeur t avec le degré de liberté à $(n_1 + n_2 - 2)$. Plus la p-valeur du test est faible et respecte un seuil de confiance bas, plus le contraste radiométrique entre le disque objet et sa périphérie est avéré.

Comme pour l'utilisation de la distance de Bhattacharyya, il faut tester au préalable si la moyenne μ_1 des intensités à l'intérieur du disque est supérieure à μ_2 en périphérie.

Le cas échéant, la distance d_S est calculée pour être normalisée entre 0 et 1 :

$$d_S(u, \mathcal{F}(u)) = 2 \times (tcdf(t, n - 2) - 0.5) \quad (3.12)$$

Enfin, à l'instar de l'équation (3.9), l'énergie d'attache aux données du disque u est obtenue entre -1 et 1 , à l'aide de l'évaluation d'une fonction de qualité $\mathcal{Q}_d(d_S)$ comme suit :

$$U_d(u) = \mathcal{Q}_d(d_S(u, \mathcal{F}(u)), d_0)$$

et

$$\mathcal{Q}_d(d_S) = \begin{cases} \left(1 - \frac{d_S}{d_0}\right) & \text{si } d_S < d_0 \\ -d_S & \text{si } d_S \geq d_0 \end{cases} \quad (3.13)$$

Remarquons qu'un autre seuil d_0 est retrouvé dans le calcul de l'énergie d'attache aux données dans (3.13). Sa valeur doit être choisie entre 0 et 1, qui n'est pas du même ordre de grandeur que le seuil d_0 dans l'équation (3.9). En fait, le calcul de l'énergie d'attache aux données est beaucoup plus robuste par rapport au choix de d_0 dans le cas du test de *Student* que dans le cas de Bhattacharyya. La sensibilité de détection en fonction du seuil d_0 sera illustrée dans les parties de résultats dans les deux cas.

L'énergie externe de la configuration peut s'écrire alors comme la somme des énergies d'attache aux données de tous les objets qui la constituent à un facteur γ_d de réglage près. Ce dernier permet d'ajuster la contribution de l'énergie d'attache aux données par rapport à l'énergie a priori (3.7) dans le bilan énergétique final.

$$U_d(\mathbf{x}) = \gamma_d \sum_{u \in \mathbf{x}} U_d(u) \quad (3.14)$$

b3 - L'énergie totale de la configuration :

$$U(\mathbf{x}) = U_p(\mathbf{x}) + U_d(\mathbf{x}) \quad (3.15)$$

Notons qu'il est aussi possible de fixer un des deux paramètres γ_p (3.7) et γ_d (3.14), par exemple $\gamma_d = 1$, et faire varier seulement la valeur de γ_p pour pondérer les poids de l'énergie interne et de l'énergie d'attache aux données dans le calcul de l'énergie totale. Il est intéressant de remarquer qu'en imposant $\gamma_p > \gamma_d$, tout chevauchement de disques supérieur au seuil de tolérance Θ sera évité. Il s'agit maintenant de faire converger le processus vers une configuration de disques ayant pour énergie l'énergie totale $U(\mathbf{x})$ minimale.

c - Divers modèles testés

Face aux différents problèmes ou situations qui peuvent se produire dans l'extraction de houppiers, nous envisageons quelques modifications et nouveaux apports dans les modèles d'énergie, surtout sur la construction de l'énergie d'attache aux données.

c1 - Test d'homogénéité à l'intérieur du disque

Dans les forêts naturelles denses, les houppiers des arbres se chevauchent souvent et forment des agglomérats (par exemple les trois houppiers dans la figure 3.9 à gauche). Si la grandeur de rayon est bien dans la tolérance, l'extraction non souhaitée comme au milieu de la figure 3.9 peut se produire. En remarquant que l'intensité à l'intérieur du grand disque n'est pas homogène dans ce cas, un test d'homogénéité évitera peut-être ce genre de problème.

Pour cela, on découpe le disque en quatre parties comme à droite de la figure 3.9, en notant S_1, S_2, S_3, S_4 les ensembles des pixels situés à l'intérieur de chaque partie. On teste l'égalité des moyennes pour chaque paire de parties (6 paires possibles au total : $S_1/S_2, S_1/S_3, S_1/S_4, S_2/S_3, S_2/S_4, S_3/S_4$) par un test de *Student*. La p-valeur la plus petite (correspondant au test de la paire ayant des moyennes les plus différentes) parmi les 6 tests est utilisée pour évaluer cette homogénéité, notée p_h dans (3.16). On intègre ce critère dans l'énergie d'attache aux données du disque, en plus de son contraste avec l'entourage, alors le calcul de cette énergie devient comme dans l'équation (3.17) à l'aide de la relation (3.11).

$$p_h = \min \{p_{12}, p_{13}, p_{14}, p_{23}, p_{24}, p_{34}\} \quad (3.16)$$

avec p_{ij} désignant la p-valeur du test d'égalité des moyennes pour la paire des parties S_i et S_j .

$$U_d(u) = \mathcal{Q}_d(1 - p, d_0) \quad (3.17)$$

avec $p = \min \{p_h, p_S\}$, où p_S désigne la p-valeur du test de contraste radiométrique entre le disque et son entourage.

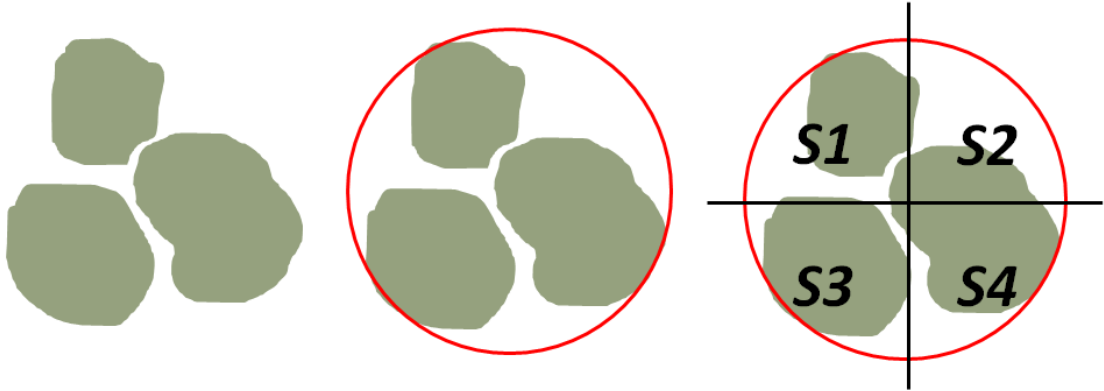


FIGURE 3.9 – Idée du test d'homogénéité (A gauche : un groupe de houppiers ; Au milieu : mauvaise extraction ; A droite : découpage du disque).

Notons que ce test d'homogénéité ne sera pas appliqué sur des disques très petits (par exemple $r = 1$ ou $r = 2$), où les tests de Student ne sont pas stables car à très faible degré de liberté.

c2 - Sélection des pixels dans le calcul de contraste

Modéliser par des disques des houppiers non circulaires peut biaiser l'évaluation de contraste radiométrique entre le houppier réel et son voisinage. Les détections approximatives laissent des pixels “non-houppiers” dans les disques, et inversement des pixels “houppiers” dans les couronnes (voir Fig. 3.10 à gauche). Cela baisse les contrastes et entraîne des omissions, d'autant plus si les pixels appartenant aux houppiers voisins rentrent dans les frontières de ces couronnes sur les zones très denses.

Pour tenir compte de cette difficulté, on essaie de rejeter une partie des pixels dans les disques comme dans les couronnes pour le calcul des contrastes. Par exemple, on prendra seulement les pixels ayant des niveaux supérieurs au quantile ρ à l'intérieur du disque, et les pixels des niveaux inférieurs au quantile $(1 - \rho)$ dans la couronne (Fig. 3.10 à droite), en comparaison avec la totalité des pixels au milieu de la figure 3.10.

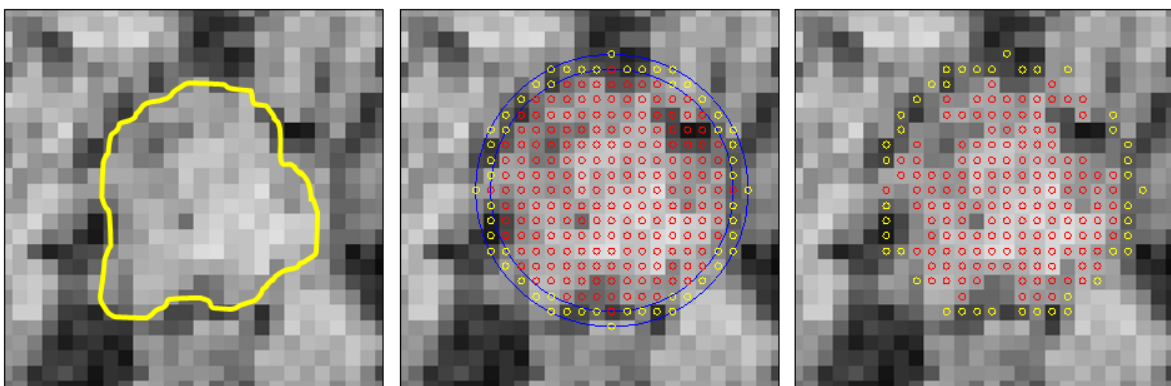


FIGURE 3.10 – À gauche : un houppier non circulaire d’une image IKONOS de mangrove ; Au milieu : tous les pixels dans le disque et sa couronne ; À droite : pixels sélectionnées dans le calcul du contraste, avec $\rho = 0.2$ (les pixels participant au calcul du contraste sont notés par des cercles rouges dans le disque, et des cercles jaunes dans la couronne).

c3 - Effet d’ombre dans la détection

Sur les images optiques non zénithales, non seulement les ombres entre houppiers sont allongées vers la direction de la lumière, mais aussi les houppiers ne sont pas illuminés de façon homogène à l’intérieur de chacun. Dans les modèles 3D, l’effet d’ombre peut être pris en compte dans la modélisation d’arbre avec la connaissance des paramètres d’acquisition. Cependant, ces modèles seront perturbés par la haute densité de tiges, où une grande partie d’une ombre complète d’un arbre est remplacée par des houppiers voisins sur les images optiques.

Ici, on essaie de prendre en compte l’effet d’ombre dans notre modèle 2D de façon simplifiée, en découpant les disques et leurs couronnes en 2 parties perpendiculairement à la direction de la lumière, comme dans la figure 3.11. Dans la construction de l’énergie d’attache aux données, en plus du contraste entre le disque ($S_1 + S_2$) et son entourage ($S_3 + S_4$), on autorise une supériorité d’intensité dans la partie au soleil ($S_1 + S_3$) relativement à la partie à l’ombre ($S_2 + S_4$). On combine différentes conditions parmi les suivantes :

$(S_1 + S_2) > (S_3 + S_4)$, $(S_1 + S_3) > (S_2 + S_4)$, $S_1 > S_2$, $S_2 > S_4$, et l'on teste si l'ajout de ces conditions peut améliorer la détection sur images en présence de l'effet d'ombre.

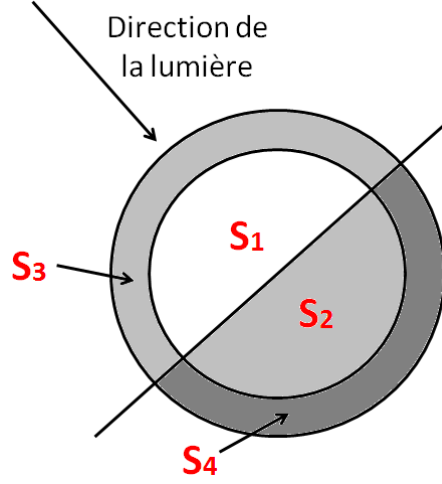


FIGURE 3.11 – Découpage d'un disque et sa couronne selon l'effet d'ombre

c4 - Fusion des données

Dans la détection de houppiers par la méthode PPM, seulement une information (par exemple, l'intensité de la bande panchromatique dans nos cas, de la bande NIR dans [Perrin, 2006]) est utilisée dans une détection. Une combinaison de plusieurs informations, comme les réponses dans les bandes multi-spectrales ou celles issues de différentes sources d'images, améliore éventuellement les résultats d'extraction en augmentant les contrastes entre houppiers et leurs entourages. Ces informations peuvent être facilement intégrées dans l'énergie d'attache aux données.

Par exemple, pour utiliser les informations contenues dans plusieurs bandes d'une image, on introduit une distance de Bhattacharyya dite "multi-dimensionnelle", qui mesure la similarité entre deux distributions de vecteurs gaussiens. En notant (μ_1, Σ_1) et (μ_2, Σ_2) le vecteur de moyenne et la matrices de covariance caractérisant les distributions des pixels dans un disque et dans sa couronne respectivement, la distance entre ces deux distributions est alors définie comme :

$$d_B(u, \mathcal{F}(u)) = \frac{1}{8}(\mu_1 - \mu_2)^t \left(\Sigma \right)^{-1} (\mu_1 - \mu_2) + \frac{1}{2} \log \left(\frac{\det \Sigma}{\sqrt{\det \Sigma_1 + \det \Sigma_2}} \right)$$

avec $\Sigma = \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2}$, ou $\Sigma = \frac{n_1 \Sigma_1 + n_2 \Sigma_2}{n_1 + n_2 - 2}$ si l'on tient compte de la taille d'échantillon pour ne pas favoriser des grands disques.

Aussi, on peut calculer les attaches aux données séparément pour chaque source d'image, puis on définit le terme d'énergie par des opérateurs de fusion, comme les

moyennes, les somme symétriques, les t-normes, qui peuvent être trouvés dans de nombreux articles de traitement d'images, par exemple [Bloch, 2003].

A noter qu'ici, on introduit juste la possibilité d'intégrer l'idée de fusion des données dans la méthode de détection PPM. Le modèle n'est pas testé dans le cadre de cette thèse, mais quelques applications sont effectuées dans [Hedhli, 2010] en combinant des données dérivées d'images LiDAR, IKONOS et Geoeye.

c5 - Détection Multi-temporelle

Dans le cas des plantations d'*Eucalyptus*, les images sont fournies sur la même zone à différentes dates. Nous avons donc développé une idée de détection en utilisant plusieurs images simultanément afin d'obtenir la détection des mêmes arbres sur toutes les images avec des tailles de houppiers variées selon la date de l'image. La croissance des houppiers durant ces périodes peut être ainsi déduite directement par les différences de la taille de disque représentant le même arbre.

Dans ce modèle dit multi-temporel, un arbre est modélisé par plusieurs disques concentriques (en fonction du nombre d'images), constituant un seul objet. L'espace de position reste invariant en sélectionnant la même dimension pour toutes les images, et l'espace de marque est multiplié de la façon suivante :

$$\mathcal{M} = [r_{min}, r_{max}]^n$$

avec n le nombre d'images considérées dans la détection.

Comme la taille de houppier d'un même arbre est croissante avec le temps, on impose que les disques concentriques correspondants aient des rayons croissants avec la date de l'image. Un objet-arbre u est ainsi défini :

$$u_i = (x, y, r^{(1)}, \dots, r^{(n)})$$

avec $(x, y) \in \mathcal{P}$, $(r^{(1)}, \dots, r^{(n)}) \in [r_{min}, r_{max}]^n$, et $r^{(1)} < \dots < r^{(n)}$ désignant le rayon du disque sur chaque image.

La contrainte de recouvrement des houppiers s'impose sur le plus grand disque de chaque objet, entre lesquels les plus grandes intersections peuvent se produire. L'énergie d'attache aux données d'un objet prend en compte le contraste radiométrique de chaque disque sur son image correspondante. Ensuite, la construction de l'énergie peut être réalisée par une combinaison mettant un lien entre ces contrastes, défini selon les caractéristiques des informations que l'on peut retirer de chaque image.

Par exemple, dans [Zhou et al., 2011], deux images sont utilisées pour détecter la croissance des houppiers durant la période entre les deux dates. On suppose qu'un arbre doit être détecté si son attache aux données est favorable sur au moins une image. Donc, basées sur le test de Student, les énergies d'attache aux données définies comme dans l'équation (3.13) sont calculées pour le disque sur chacune des deux images et notées : $U_d^{(1)}(u)$ et

$U_d^{(2)}(u)$. Puis, pour cet objet multi-temporel, l'énergie d'attache aux données est définie comme :

$$U_d(u) = \left(\max \left(-U_d^{(1)}(u), 0 \right) + \max \left(-U_d^{(2)}(u), 0 \right) \right) \times \text{sign} \left(\min \left(U_d^{(1)}(u), U_d^{(2)}(u) \right) \right) \quad (3.18)$$

Cette définition d'énergie a pour objectif de diminuer le taux d'omission sur la première image où les eucalyptus sont encore très jeunes et difficiles à reconnaître sur les images au moment de la prise de vue.

d - Optimisation du processus

L'optimisation du processus est réalisée par l'algorithme d'échantillonnage MBD. Dans cette partie, on explique comment implanter nos modèles dans le cadre de cet algorithme.

Pour accélérer la vitesse d'optimisation, l'algorithme MBD intègre et commence par une initialisation des intensités de naissance, dite carte de naissance [Descamps et al., 2009, Descombes et al., 2009], calculée à partir de l'image à traiter. Celle-ci traduit le fait que les probabilités de la présence des objets dans l'espace des positions n'est pas homogène et qu'il serait intéressant de favoriser dès l'état initial du processus la naissance d'objets aux endroits où les attaches aux données sont fortes. D'autant plus qu'il n'y aurait pas de biais sur les résultats d'optimisation [Descamps et al., 2009].

A noter quand on parle d'attache aux données forte, il s'agit des énergies d'attache aux données faibles comme définies dans la partie précédente. On emploie la notation $D_d(u)$ pour présenter ce terme, qui prendra la valeur : $D_d(u) = -U_d(u)$.

Ainsi, la phase de création de cette carte de naissance consiste à calculer pour chaque pixel s l'attache aux données de tous les objets possibles dans la plage de variation de rayons de disques autorisés $[r_{min}, r_{max}]$ (seuls les disques de rayon entier sont considérés dans ce calcul). Seules les attaches les plus fortes sont conservées, puis normalisées de la façon suivante, pour tout pixel s d'une image I à traiter :

$$\forall s \in I, b(s) = 1 + 9 \frac{\max_{t \in I} D_d^t(u) - D_d^s(u)}{\max_{t \in I} D_d^t(u) - \min_{t \in I} D_d^t(u)} \quad (3.19)$$

avec

$$D_d^s(u) = \max_{r \in [r_{min}, r_{max}]} D_d(u(s, r)) \quad (3.20)$$

Ces valeurs sur tous les pixels de l'image forment une carte que l'on appelle la carte de naissance. Le taux d'apparition d'un objet au pixel s dans une phase de naissance est défini par :

$$\forall s \in I, B(s) = \frac{zb(s)}{\sum_{t \in I} b(t)} \quad (3.21)$$

où z désigne le taux global de naissance.

Un exemple de carte de naissance est illustré dans la figure 3.21.

Conformément au schéma présenté dans la figure 3.1, l'algorithme MBD amène le modèle vers son optimum global à partir d'un état initial quelconque. La configuration vide

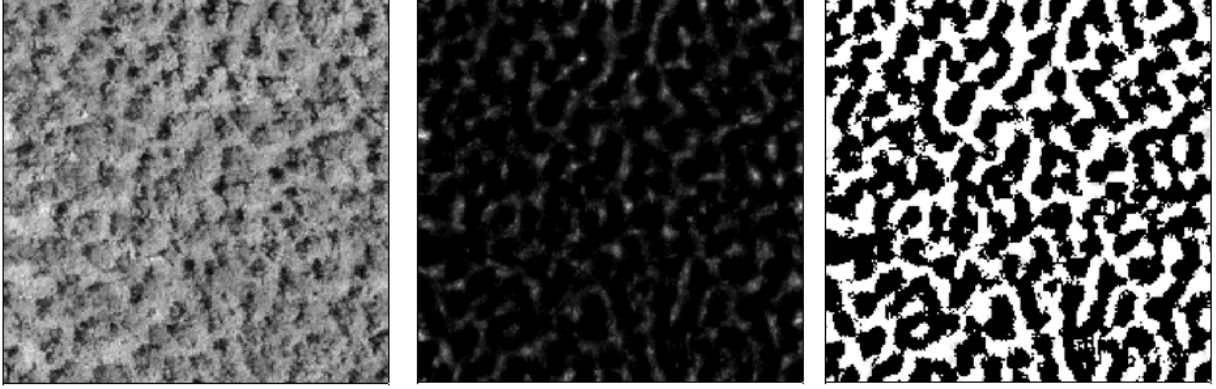


FIGURE 3.12 – A gauche : une image IKONOS d’une parcelle de mangrove ; Au milieu : la carte de naissance calculée par les attaches aux données évaluées par la distance de Bhattacharyya ; A droite : la carte de naissance calculée par les attaches aux données évaluées par le test de Student.

est généralement prise comme état de départ. Puis, l’alternance des phases de naissances et des phases de morts s’exécute jusqu’à ce que le modèle se stabilise vers un état où le nombre de disques, leur position sur l’image, et le rayon de chaque disque ne varient plus. Ici, on fixe un nombre d’itérations Nit assez grand, et on considère que l’optimisation s’est achevée avant la fin de ces itérations.

Dans chaque phase de naissances, un ensemble de nouveaux disques \mathbf{x}_2 est ajouté à la configuration courante. Ces disques sont différents de tous les disques \mathbf{x}_1 de la configuration précédente ($\mathbf{x}_1 \cap \mathbf{x}_2 = \emptyset$), et sont distribués selon un processus ponctuel de Poisson hétérogène d’intensité $\delta b(s)$ (voir (3.22)). La configuration est ainsi modifiée comme suit : $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2$. Pour cela, chaque position (pixel) est parcourue, et la probabilité de la naissance d’un nouveau disque, à condition d’absence d’un disque dans la configuration courante (pour respecter la contrainte de distance minimale entre objets), est donnée par :

$$q(s) = \delta B(s) \quad (3.22)$$

Le rayon d’un disque né est généré de façon aléatoire entre r_{min} et r_{max} selon une loi uniforme.

Dans la phase de mort, un tri des disques est d’abord effectué dans l’ordre décroissant de leurs énergies d’attache aux données, pour accélérer l’optimisation. C’est-à-dire, les disques ayant les énergies d’attache aux données les plus élevées sont examinés en premier. Cela évite d’enlever des disques de fortes attaches aux données, mais se superposant avec d’autres moins bien placés. Dans cet ordre, la probabilité d’être supprimé pour un disque u_i est calculée comme suit :

$$\forall u_i \in \mathbf{x}, d(u_i) = \frac{\delta a(u_i)}{1 + \delta a(u_i)} \quad (3.23)$$

avec

$$a(u_i) = \exp \left(-\frac{U(\mathbf{x}/\{u_i\}) - U(\mathbf{x})}{T} \right) \quad (3.24)$$

En prenant le schéma de décroissance géométrique, les paramètres T et δ sont diminués légèrement à la fin de chaque itération, par un coefficient de l'ordre de 0.995 à 0.998 :

$$T_n = T_0 * a_T^n \quad \text{et} \quad \delta_n = \delta_0 * a_\delta^n, \quad \text{à la } n^{ime} \text{ itération}$$

Remarquons qu'à la fin des itérations, les paramètres T_{Nit} et δ_{Nit} doivent être proches de 0, de sorte que le modèle devient stationnaire : plus de naissances, ni de morts. On vérifiera la convergence du modèle dans les parties concernant les résultats pour confirmer ce choix de paramètres.

Algorithme d'optimisation

- choisir la configuration initiale : $\mathbf{x}_0 = \emptyset$
- calcul de la carte de naissance $B(s)$ (selon (3.21), (3.19), (3.20))
- initialiser les paramètres du recuit : $T = T_0, \delta = \delta_0$
- itérations pour $n = 1 : Nit$
 - phase de naissances :
 - pour tout pixel s , ajouter un objet avec la probabilité $q(s)$ (selon (3.22))
 - phase de morts :
 - ↪ trier les objets selon leurs énergies d'attache aux données
 - ↪ pour tout objet u_i , l'enlever avec la probabilité $d(u_i)$ (selon (3.23), (3.24))
 - décroissance des paramètres T et δ :

$$T_n = T_0 * a_T^n, \delta_n = \delta_0 * a_\delta^n$$
- la configuration optimale : \mathbf{x}_{Nit}

e - Paramètres du modèle

Les principaux paramètres du modèle sont les suivants, classés en trois catégories :

- les paramètres de l'espace de marque \mathcal{M} : l'intervalle de rayon $[r_{min}, r_{max}]$ caractérise les tailles de houppiers que l'on veut extraire sur les images. Notons que le choix de r_{min} et r_{max} influence beaucoup les résultats de détection (comme on le verra dans la partie de résultats). Dans nos cas, ils sont très variés selon les images à traiter. Prenons un exemple, si l'on veut chercher les houppiers de taille entre 3 mètres et 5 mètres comme rayon équivalent, le paramétrage sera comme dans la table 3.1.

- les paramètres du modèle d'énergie : il s'agit d'abord de la pondération entre l'énergie a priori $U_p(\mathbf{x})$ et l'énergie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$, par γ_p et γ_d . Ces deux paramètres sont fixes, définis comme dans la table 3.2 avec la condition $\gamma_p > \gamma_d$, telle que des recouvrements supérieurs au seuil Θ ne se produisent pas. Le seuil de recouvrement toléré Θ

$r_{min} = 3$
$r_{max} = 5$

TABLE 3.1 – Paramètres de l’espace de marque \mathcal{M} .

est souvent défini à 0.1, mais le choix de sa valeur fera l’objet d’une étude de sensibilité. Le seuil de distance d_0 , intervenant dans le calcul de l’attache aux données, est un autre paramètre à régler. Si l’on utilise le test de Student (la plupart de nos cas), la détection est robuste par rapport à d_0 , on le fixe à 0.2 comme dans la table 3.2, et cette robustesse sera testée dans la partie de résultats.

$\gamma_p = 850$
$\gamma_d = 800$
$\Theta = 20\%$
$d_0 = 0.2$

TABLE 3.2 – Paramètres du modèle d’énergie.

- les paramètres de l’algorithme MBD : ils sont généralement définis par expérience. Le paramétrage comme dans le Tab 3.3 convient à la plupart de nos cas. Leur adaptabilité sera testée dans la partie de résultats.

$T_0 = 800$
$\delta_0 = 1000$
$a_T = 0.995$
$a_\delta = 0.998$
$Nit = 5000$

TABLE 3.3 – Paramètres de l’algorithme MBD.

3.3 Méthode de validation des détections

Pour évaluer la qualité de la détection des houppiers, on doit les comparer avec les vérités de terrain, que l’on appelle les références. Comme la détection obtenue par notre méthode PPM est un ensemble de disques avec leur taille et position sur l’image, les références contiennent donc des informations identiques : le nombre de houppiers, la position de chacun, et le rayon équivalent.

Ces informations proviennent des inventaires de terrain, des identifications visuelles sur images par des experts, ou des données des maquettes forestières dans le cas des

images simulées. Sachant que les mesures sur terrain sont souvent très difficiles pour diverses raisons (travail coûteux en temps, en matériel et en technique), les inventaires ne sont pas disponibles dans la plupart de cas. Pour des images réelles, ces références peuvent être complétées par des identifications visuelles directes sur les images réalisées par des experts, mais également sur des surfaces limitées, avec des incertitudes. Cependant, cela reste difficile pour des forêts très denses avec des canopées presque ou complètement fermées. Dans le cas des images simulées, les différents paramètres des arbres dans la scène sont générés et enregistrés avec les maquettes forestières, d'où des références exactes et complètes obtenues facilement.

En présence des résultats de détection et des références correspondantes, les évaluations de détection se fondent sur la comparaison de leur similarité, ce qui revient à un problème de correspondance entre ces deux ensembles dans un premier temps, puis en des analyses qualitatives et quantitatives via différents scores que l'on définit dans les parties suivantes.

3.3.1 Mise en correspondance

La mise en correspondance entre les deux ensembles, les disques détectés et les références, se distinguent selon que l'on prend en compte seulement les positions des arbres ou si l'on considère aussi la taille de houppier.

Avec les positions d'arbres référencées seules, ce qui correspond à la plupart des cas, la mise en correspondance est mesurée uniquement sur les distances entre les positions des disques et celles des arbres sur les images. En général, un arbre est considéré comme bien détecté s'il existe des détections à proximité, par exemple, si la distance entre la position de cet arbre et un disque, notée d , est inférieure à une distance donnée, soit "diamètre de tronc"; sinon cet arbre est considéré comme non détecté. En plus de cela, on peut ajouter des critères supplémentaires, par exemple, on exige que la position de l'arbre doit se trouver dans l'étendu du disque, c'est-à-dire : $d < r$, avec r le rayon du disque, combiné à la condition $d < D$. Tout en respectant la règle "1 disque - 1 arbre", le disque qui est le plus proche d'un arbre, et vérifie tout les critères que l'on impose dessus, est pris comme la détection de cet arbre.

Pour les références contenant également les tailles de houppier, la mise en correspondance peut également prendre en compte cette information. C'est-à-dire, la comparaison est réalisée sur l'espace objet complet : l'espace de position et l'espace de marque. Pour cela, une méthode fondée sur la modélisation des champs de Markov, a été développée.

Dans cette méthode, deux ensembles de disques sont étudiés, notés : $\mathbf{X} = \{x_i\}$ et $\mathbf{Y} = \{y_j\}$, où \mathbf{X} représente les disques obtenus par le programme de détection, et \mathbf{Y} les arbres de référence, exprimés aussi sous forme de disques afin d'être comparés avec les détections.

Pour exprimer la correspondance entre eux, on introduit un autre ensemble : $\mathbf{E} = \mathbf{X} \times \mathbf{Y}$, dont chaque élément est une variable binaire telle que :

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si le disque détecté } x_i \text{ est associé à l'arbre } y_j \text{ de la référence} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

La relation entre un disque détecté x_i et un arbre y_j de référence est décrite par une fonction d'énergie, qui prend en compte leur distance $d(x_i, y_j)$ et les rayons r_i et r_j respectivement, définie comme suit :

$$f(r_i, r_j) = \begin{cases} \infty, & \text{si } d(x_i, y_j) > r_i + r_j \\ \frac{d(x_i, y_j)}{r_i + r_j} - 1, & \text{sinon} \end{cases}$$

Remarquons que par cette fonction, la relation entre un disque détecté et un arbre référencé qui ne se touchent pas, a pour énergie l'infini. En revanche, s'ils se touchent, leur énergie d'interaction commence à devenir négative, et plus ils se rapprochent, plus cette énergie diminue. Jusqu'à ce que leurs centres coïncident, la distance $d(x_i, y_j)$ vaut 0, et l'énergie atteint son minimum ayant la valeur -1 .

Pour l'ensemble des disques détectés et des arbres de la référence, une énergie totale de l'ensemble \mathbf{E} , fondée sur une modélisation par champs de Markov, est calculée de la façon suivante :

$$\begin{aligned} U = & \sum_{e_{ij} \in \mathbf{E}} f(r_i, r_j) \delta(e_{ij} = 1) \\ & + \beta_1 \sum_{e_{ij}, e_{ik} \in \mathbf{E}} \delta(e_{ij} = 1, e_{ik} = 1) + \beta_1 \sum_{e_{ij}, e_{kj} \in \mathbf{E}} \delta(e_{ij} = 1, e_{kj} = 1) \\ & + \beta_2 \sum_{e_{ij}, e_{kj}, e_{ik} \in \mathbf{E}} \delta(e_{ij} = 1, e_{kj} = 1, e_{ik} = 1) \end{aligned} \quad (3.25)$$

La mise en correspondance est réalisée par la minimisation de l'énergie totale de l'ensemble \mathbf{E} , qui sera effectuée par l'algorithme du recuit simulé.

Dans l'expression (3.25), β_1 est le coefficient de pénalisation si plusieurs arbres proches sont associés avec un seul disque (voir Fig. 3.13 à gauche), ou si un seul arbre est associé avec plusieurs disques (Fig. 3.13 au milieu). β_2 est le coefficient de pénalisation si les associations sont multiples (Fig. 3.13 à droite). Cette situation est à éviter complètement dans nos études, donc la valeur du coefficient β_2 est élevée de telle sorte que ce type d'associations multiples n'apparaisse pas dans la mise en correspondance. Ainsi, pour respecter la règle "1 disque -1 arbre", il suffit de donner une grande valeur de β_1 afin d'éliminer ces deux types d'associations.

Un exemple de la mise en correspondance entre deux configurations indépendantes de disques est illustré dans la figure 3.14, où deux résultats sont obtenus en faisant varier la valeur de β_1 .

3.3.2 Indicateurs de qualité de détection

Après avoir mis en correspondance les disques détectés et les arbres de référence, la qualité de détection peut être évaluée par différents scores statistiques.

Pour cela, on classe les détections et les arbres en plusieurs catégories : un disque détecté est une bonne détection s'il est associé avec un arbre, une fausse détection, ou une fausse alarme, s'il n'est associé avec aucun arbre ; un arbre de référence peut être considéré

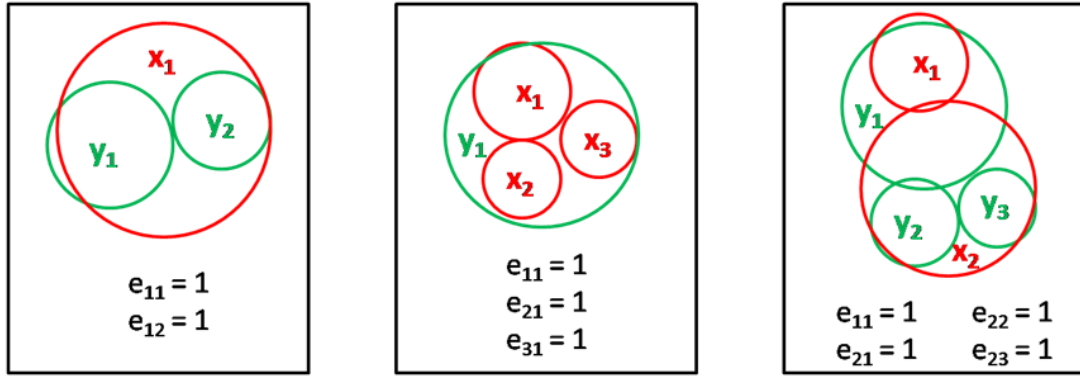


FIGURE 3.13 – Différents types d’association entre les disques détectés et les arbres de la référence (Les cercles verts représentent des arbres, et les cercles rouges représentent des disques de détection).

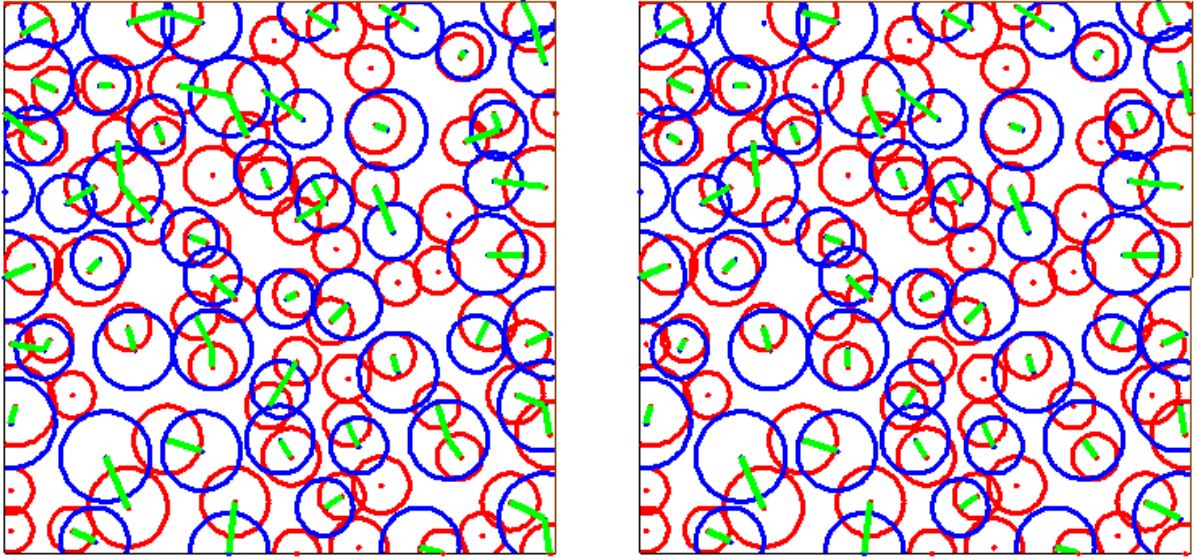


FIGURE 3.14 – La correspondance entre deux configurations indépendantes de disques (rouge et bleu respectivement, et les traits verts liant deux disques représentent leur association). A gauche : les deux premiers cas de la figure 3.13 sont autorisés avec une petite valeur de β_1 ; A droite : l’association du type “1 disque - 1 disque” est imposée avec une grande valeur de β_1 .

comme bien détecté s’il est associé avec un disque détecté, et non détecté sinon. Par le décompte du nombre de chaque catégorie, on définit divers scores de détection (3.26) pour

l'évaluation quantitative de la qualité de détection.

$$\begin{aligned}
 \bullet \text{ Score global de détection : } & SD_G = 100 \times \frac{Ns}{Nd + No} \\
 \bullet \text{ Score de bonnes détections : } & SD_B = 100 \times \frac{Ns}{Nd} \\
 \bullet \text{ Score de fausses détections (faux positifs) : } & SD_F = 100 \times \frac{Nf}{Nd} \\
 \bullet \text{ Score d'omissions (faux négatifs) : } & SD_O = 100 \times \frac{No}{Nd} \\
 \bullet \text{ Score (taux) d'arbres bien détectés : } & SD_T = 100 \times \frac{Ns}{Nr}
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

avec les notations suivantes :

$$\begin{aligned}
 \bullet Nd : & \text{ le nombre total de détections} \\
 \bullet Nr : & \text{ le nombre total d'arbres dans la référence} \\
 \bullet Ns : & \text{ le nombre de bonnes détections} \\
 \bullet Nf : & \text{ le nombre de fausses alarmes} \\
 \bullet No : & \text{ le nombre d'arbres non détectés}
 \end{aligned} \tag{3.27}$$

Chapitre 4

Applications sur les forêts de mangrove

Dans cette partie, nous avons voulu améliorer notre compréhension du fonctionnement de l'algorithme de détection et évaluer le potentiel des PPM pour 1) détecter des arbres et des densités de peuplement et 2) rendre compte des diamètres de houppiers dans le cas de forêts “naturelles” irrégulières au sens où les arbres n'ont pas été plantés, et ne sont ni régulièrement distribués dans l'espace, ni de même âge. Comme cet objectif difficile nécessite des mesures de terrain (positionnement des arbres, mesures des tailles des houppiers) très difficilement mesurables en nombre et en qualité suffisante (cf. chapitre 2), nous avons basé cette étude sur l'analyse d'images simulées de mangroves. L'idée est d'étendre, au travers des simulations, les mesures réalisées sur un nombre limité de placettes et avec un sous-échantillonnage des arbres pour les paramètres les plus difficilement mesurables (hauteur, taille de couronnes). Comme cela, nous pouvons travailler sur des images à très haute résolution spatiale, traduisant des structures 3D de peuplements réalistes ; mais également nous avons accès à tous les paramètres forestiers d'importance pour nos objectifs initiaux, car ceux-ci sont, au travers des maquettes 3D, des paramètres d'entrée du modèle de transfert radiatif 3D DART [[Gastellu-Etchegorry, 2008](#)] utilisé pour simuler les images. Ci-dessous, après avoir expliqué comment les maquettes de peuplement de palétuviers ont été générées, à partir de données de terrain, dans le cadre du projet TOSCA/CNES “FOTO-METRICS”, nous donnons pour les 8 parcelles présentées au chapitre 2 les variations des principaux paramètres forestiers tels que déduits des maquettes correspondantes. Nous réalisons, ensuite, notre bilan sur l'apport des PPM.

4.1 Matériels de l'étude

4.1.1 Principes de génération de maquettes de peuplement de palétuviers

Les maquettes de peuplements de mangrove sont générées à partir des inventaires forestiers (cf. chapitre 2). Plus précisément, à partir de l'histogramme de diamètres de tronc

(DBH>5cm), l'utilisation des relations allométriques existantes permet d'estimer une hauteur de l'arbre, une hauteur d'insertion de première branche et un diamètre de houppier. Ces caractéristiques donnent déjà pour chaque arbre de l'inventaire une silhouette en forme de sucette c'est-à-dire un cylindre pour représenter le tronc et un ellipsoïde pour représenter le houppier. Ensuite, une population d'arbres est calculée par classe de diamètre de tronc proportionnellement à la taille de maquette désirée (ici, $130 \times 130\text{m}$ pour s'affranchir des effets de bords dans les images) [Proisy et al., 2012b]. Les caractéristiques géométriques finales des arbres sont aléatoirement bruitées de $\pm 5\%$. Tous les arbres "sucettes" sont alors positionnés dans cette surface par simulation d'un processus de Gibbs [Goreaud, 2000] qui règle la distance entre houppier jusqu'à une stabilisation des positions.

Les 8 maquettes ainsi générées, à partir des inventaires de la table 2.2, sont illustrées en 3D dans la figure 2.5 du chapitre 2.

4.1.2 Dynamique des paramètres forestiers dans les maquettes

Dans ce paragraphe, nous présentons les variations des hauteurs d'arbres et diamètres de houppiers (projection au sol) pour les 8 maquettes utilisées. Pour la détection de houppiers dans les images simulées, nous utiliserons des disques circulaires dont le rayon est égal à la moyenne des deux demi-axes horizontaux de l'ellipsoïde. Cette approximation est justifiée par le fait que le rapport entre les 2 axes reste inférieur à 1,15 pour presque tous les arbres (>99%) mesurés sur le terrain (Fig. 4.1).

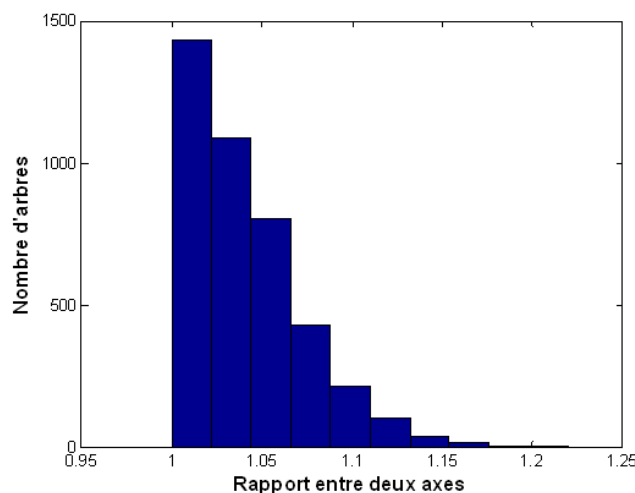


FIGURE 4.1 – Distribution des rapports entre les deux axes des ellipsoïdes représentant les houppiers dans les maquettes.

Les parcelles pré-adultes SI18, SI20 et SI21, et les parcelles adultes SI19 et SI23 sont assez proches structuralement parlant (Fig. 4.2 et Fig. 4.3). Rappelons que, dans les parcelles jeunes et pré-adultes, seule l'espèce *Avicennia germinans* est présente dans les peuplements, alors que, dans les parcelles adultes et sénescence, les espèces *Rhizophora spp.* coexistent avec la première et occupent généralement le sous bois.

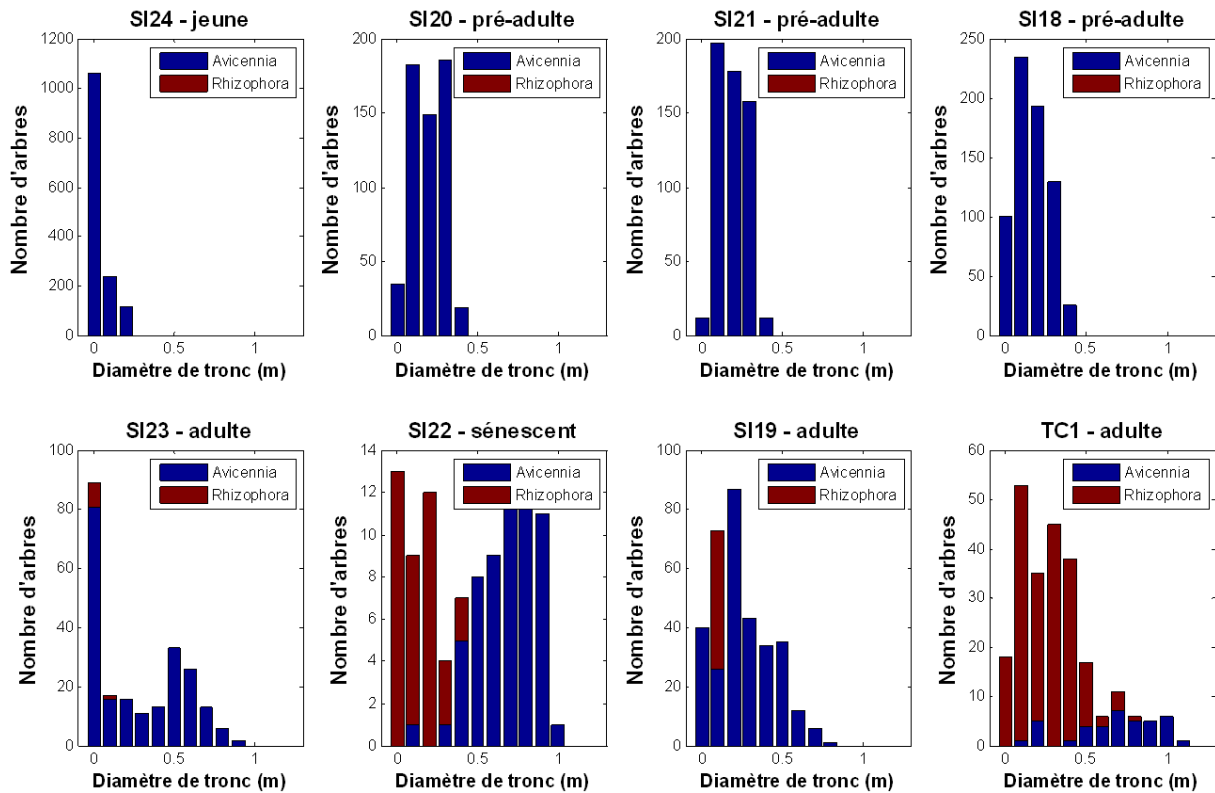


FIGURE 4.2 – Distribution des diamètres de troncs pour chacune des parcelles.

Dans la parcelle SI24, une densité de tiges élevée (837 arbres/ha, avec DBH>5cm) est observée. La parcelle présente une structure très homogène formée par des arbres de diamètre autour de 15cm et qui représentent 25% de la totalité de l'effectif (75% des autres étant des arbres dominés de DBH=5cm). Deux groupes d'arbres sont clairement différenciés selon leurs tailles de houppiers sur l'image optique de canopée (Fig. 4.5).

Dans les parcelles SI18, SI20 et SI21, une densité de tiges un peu moins élevée est observée (406 arbres/ha pour SI18, 338 arbres/ha pour SI20 et 330 arbres/ha pour SI21) avec des hauteurs de houppiers assez homogènes. La canopée est fermée (les houppiers se touchent). Le mode des DBH se situe autour de 15cm avec toutefois des arbres présentant des diamètres nettement plus gros (46cm). Donc la distribution est plus uniforme que la parcelle SI24, et les tailles de houppiers ont grandi jusqu'à 6 à 6.5m de rayon.

Dans les parcelles adultes, la densité de tiges baisse à 196 arbres/ha pour SI19 et 134 arbres/ha pour SI23. Les canopées sont formées par des grands houppiers, qui vont jusqu'à 10m de rayon. Les arbres de petite taille sont assez présents dans les trouées où la deuxième espèce *Rhizophora* reste majoritaire. Celle-ci est présente à 14% dans SI19 mais seulement à 4% dans SI23.

Dans la parcelle adulte TC1, les gros *Avicennia* dominant à plus de 35m avec des houppiers dont le rayon dépasse 10m à raison d'environ 23 arbres à l'hectare. La population à *Rhizophora* avec 140 individus à l'hectare environ occupe les trouées et le sous-bois. Elle apparaît dans les images de canopée, et ils occupent les trouées entre les *Avicennia*.

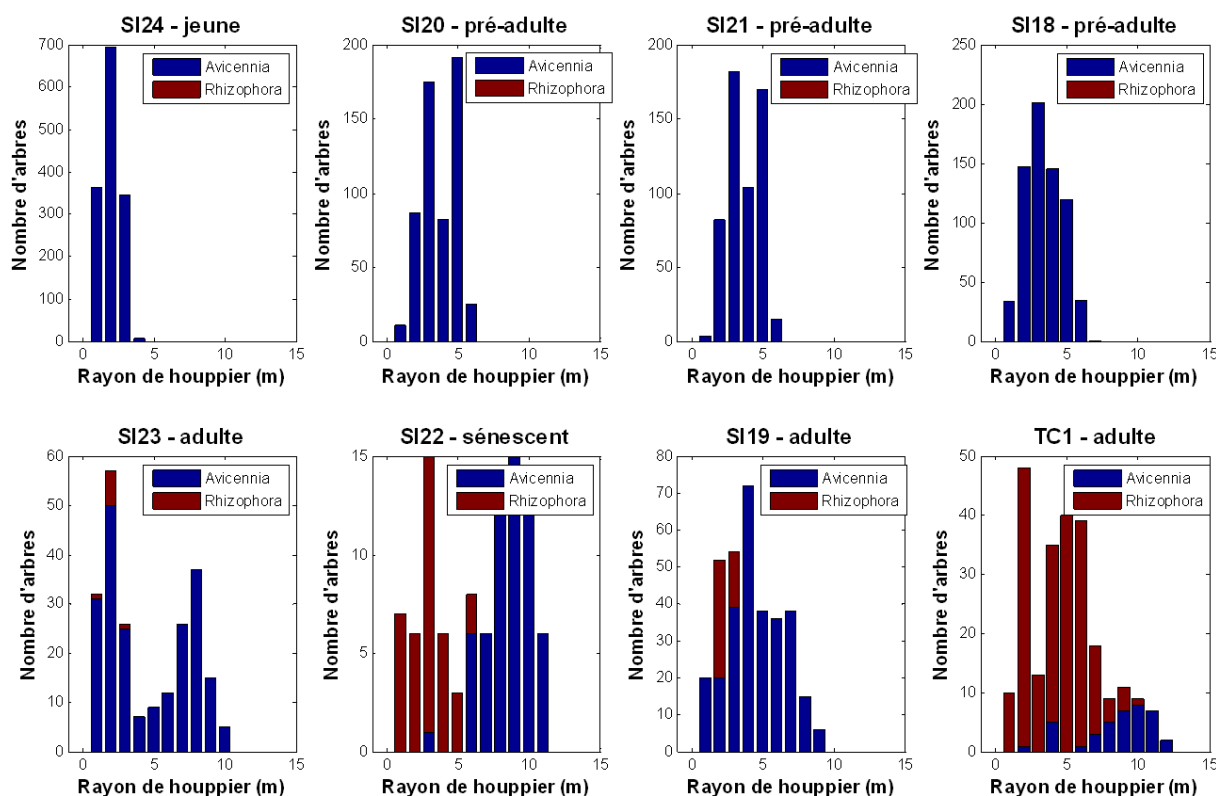


FIGURE 4.3 – Distribution des rayons de houppier dans chaque parcelle.

Les relations entre les principaux paramètres forestiers : le diamètre de tronc, la hauteur d'arbre et la taille de houppier sont analysées dans chaque maquette. La figure 4.4 illustre ces relations en utilisant les modèles :

$$\log R = k \times H + b \quad \text{et} \quad R = k' \times D + b'$$

avec R : le rayon de houppier, D : le diamètre de tronc, et H : la hauteur d'arbre.

4.1.3 Images simulées

A partir des 8 maquettes de peuplements de palétuviers précédemment décrites, le projet “FOTO-METRICS” a généré un jeu d’images simulées à différents angles solaires et de visée. Pour notre objectif de meilleure compréhension du fonctionnement de la méthode de détection de houppiers, nous nous sommes restreints à l’étude du canal panchromatique dans une configuration zénithale pour l’angle solaire et l’angle de vue.

Pour chaque parcelle, des images DART sont calculées en utilisant des voxels “DART” de 70cm, 1 et 2m et un sur-échantillonnage, respectivement de 2, 2 et 4. A partir de ce jeu d’images à pixel de 35, 50 et 50 cm, nous avons appliqué un nouveau sur-échantillonnage (via Matlab) pour obtenir un jeu d’image à pixel de 10 cm (Table 4.1).

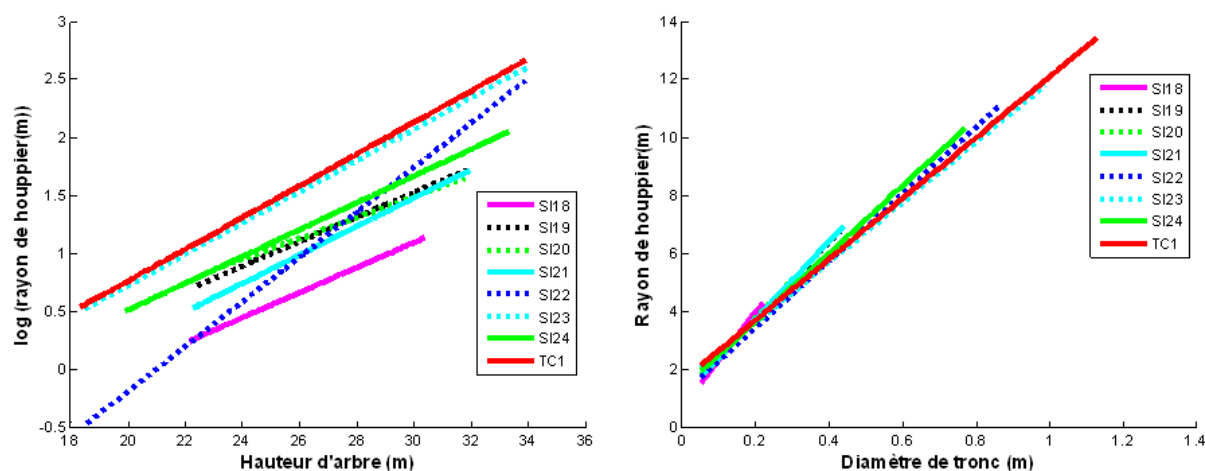


FIGURE 4.4 – Relation entre le diamètre de tronc, la hauteur d'arbre et la taille de houppier dans chaque maquette (à gauche : régression entre le logarithme du rayon du houppier et hauteur d'arbre ; à droite : régression entre rayon du houppier et diamètre du tronc).

N° image	Image obtenue par DART	Sur-échantillonnage en Matlab	Taille de pixel (m)
Image I	Simulée à 70cm sur-échantillonnée 2 fois	3.5 fois	0.1
Image II	Simulée à 70cm sur-échantillonnée 2 fois	×	0.35
Image III	Simulée à 1m sur-échantillonnée 2 fois	×	0.5
Image IV	Simulée à 2m sur-échantillonnée 4 fois	×	0.5
Image V	Simulée à 1m sur-échantillonnée 2 fois	0.5 fois	1
Image VI	Simulée à 2m sur-échantillonnée 4 fois	0.5 fois	1

TABLE 4.1 – L'obtention des 6 images à différentes résolutions spatiales et tailles de pixels d'une parcelle.

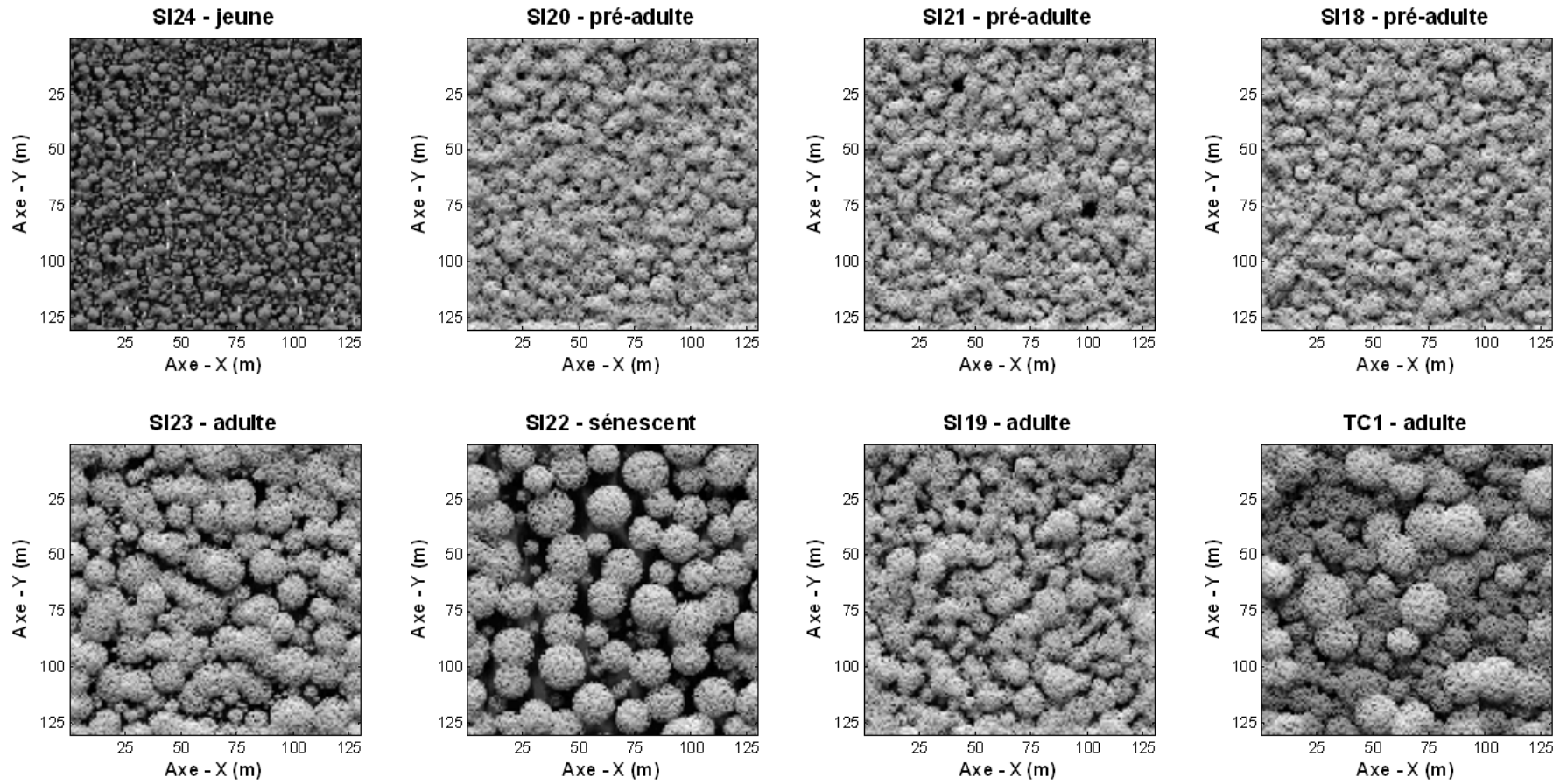


FIGURE 4.5 – Image simulées en mode panchromatique (taille de pixel = 50cm).

4.2 Sélection des arbres détectables

Dans les images de télédétection optique sur forêts naturelles, seuls les arbres dont le houppier émerge sont théoriquement détectables. Les arbres du sous-bois restent “invisibles” car cachés sous les houppiers ou dans l’ombre des arbres dominants. Ces arbres du sous-étage ont généralement des houppiers de plus petite taille (Fig. 4.6). Dans les maquettes, tous les arbres dont le diamètre de tronc est supérieur ou égal à 5cm sont représentés. Même s’ils constituent une composante écologiquement importante de la forêt, il ne serait pas judicieux de les prendre en compte comme données de référence dans notre bilan sur le potentiel des PPM. Ils risquent d’engendrer un biais négatif plus ou moins important en fonction de la structure forestière étudiée. Ils risqueraient également de gommer l’effet des variations de la détection dues aux paramètres de réglage des PPM.

Il faut donc déterminer une population d’arbres détectables suivant des critères géométriques réalistes pour les forestiers. Trois approches sont proposées.

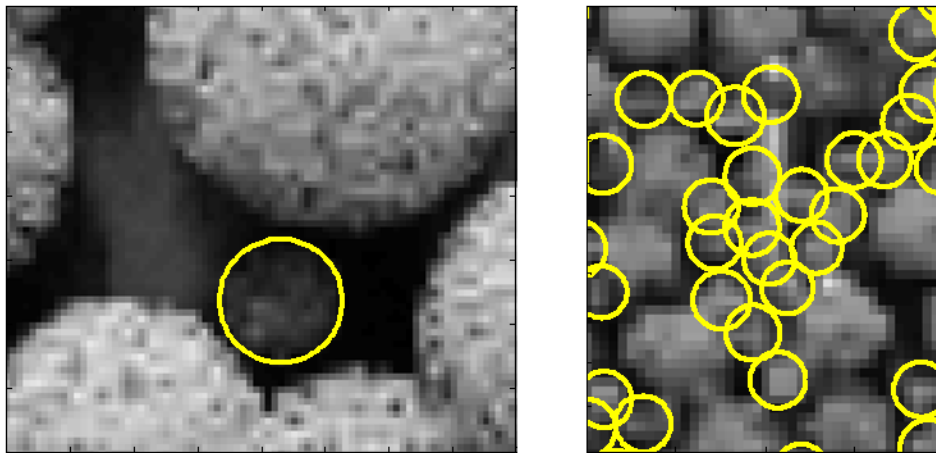


FIGURE 4.6 – Exemples d’arbres non détectables.

4.2.1 Sélection des 100 plus hauts arbres par hectare

La première méthode de sélection ne tient compte que de la hauteur des arbres, en considérant les 100 arbres les plus hauts dans un hectare comme les arbres dominants. Cette notion est couramment utilisée en sylviculture. Elle n’est pas forcément bien adaptée à tous les stades de développement d’une forêt car le nombre d’arbres à l’hectare peut varier d’un facteur 10 entre les parcelles. Par exemple, pour SI24 (837 arbres/ha), jeune peuplement équienné, on pourrait considérer que plus de 100 arbres sont dominants alors que pour SI22 (58 arbres/ha), parcelle sénescente avec quelques gros arbres survivants, tous les arbres seront sélectionnés, même ceux du sous-bois (Fig. 4.7).

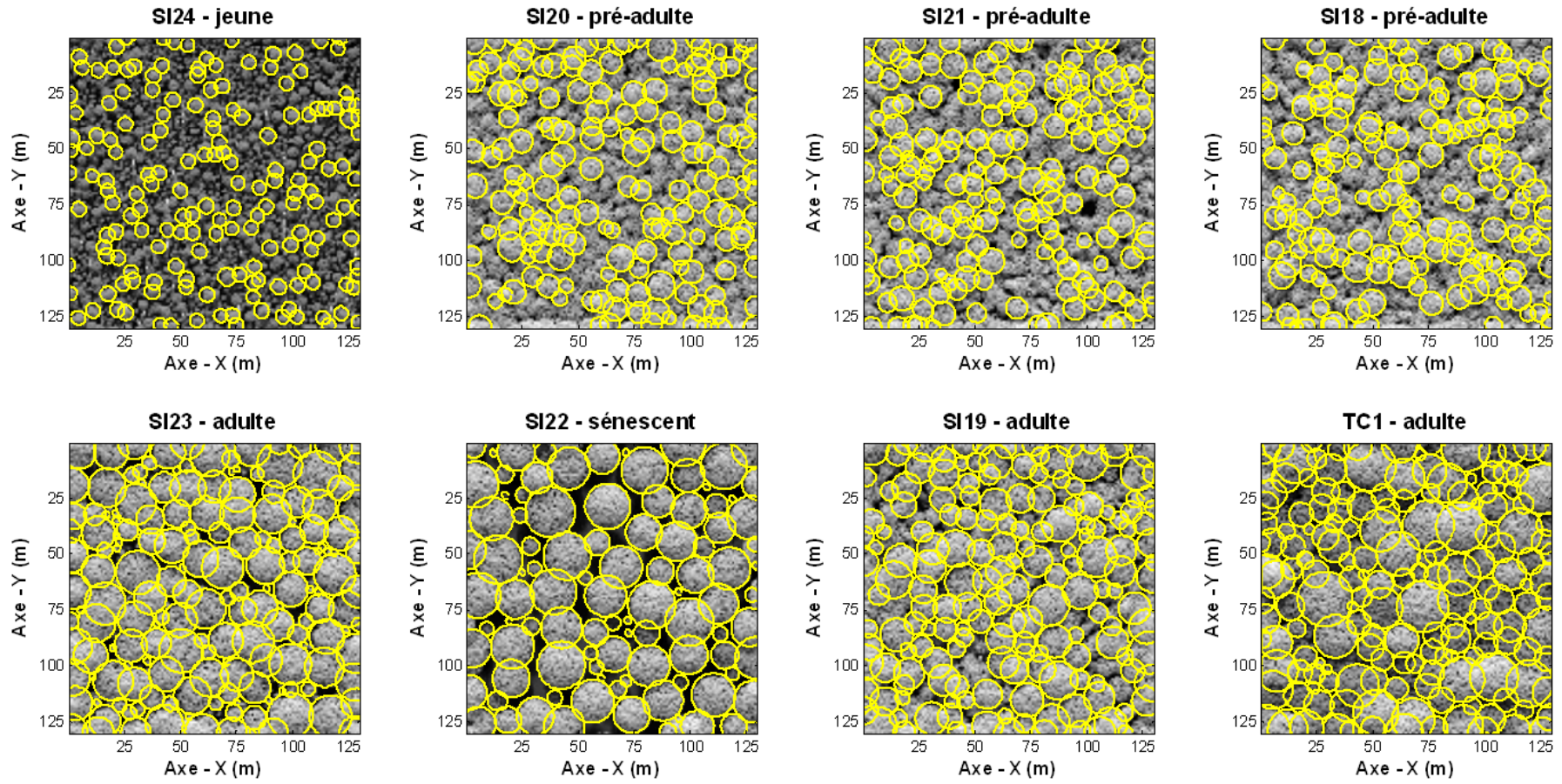


FIGURE 4.7 – Les 100 arbres les plus hauts des 8 parcelles correspondant à des stades de développement différents.

4.2.2 Sélection par recouvrements entre houppiers

La deuxième méthode de sélection est basée sur les recouvrements entre les houppiers. On considère qu'un arbre est détectable si au moins une partie suffisante de son houppier n'est pas couverte par d'autres. Nous avons travaillé avec les surfaces projetées au sol des ellipsoïdes représentant les houppiers dans les maquettes. On notera ϕ , le rapport entre superficie recouverte par d'autres arbres et la superficie totale du houppier de l'arbre considéré.

Une analyse par ordre décroissant en fonction de la hauteur totale de l'arbre nous permet d'examiner en une seule passe le jeu de données. Schématiquement (Fig. 4.8, milieu), on place un disque, dont le rayon est celui du houppier, à une hauteur correspondant à l'extension latérale maximale de l'ellipsoïde. Ce disque représente la vision de ce houppier que l'on peut avoir sur les images. Tous les arbres dont le taux de recouvrement est inférieur à ϕ sont considérés comme détectables et pourront servir de référence pour l'analyse du potentiel des PPM pour la détection d'arbres. A titre d'illustration, la figure 4.8 montre les références ainsi sélectionnées pour $\phi = 20\%$, dans quelques parcelles.

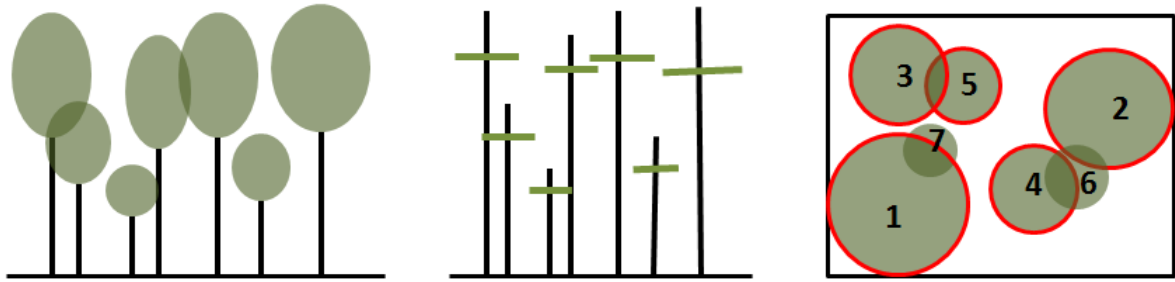


FIGURE 4.8 – Sélection des arbres selon les recouvrements entre houppiers. A gauche : une maquette des arbres ; Au milieu : surface des houppiers individuels ; A droite : vue zénithale de la maquette avec les numéros indiquant l'ordre décroissant de la hauteur (disques entourés : les houppiers “détectables” ; disques non entourés : “houppiers non détectables”)

Bien qu'assez cohérente avec les principes de détection d'arbres par PPM (où l'on autorise un certain recouvrement entre les disques), la sélection des arbres de référence par seuil de recouvrement (Fig. 4.9) peut ajouter des arbres de petite taille (en hauteur et diamètre de houppiers), et qui ne sont pas recouverts car présents dans des trouées. Leur présence n'est pas forcément détectable dans les images optiques pour les raisons évoquées ci-dessus (Fig. 4.6).

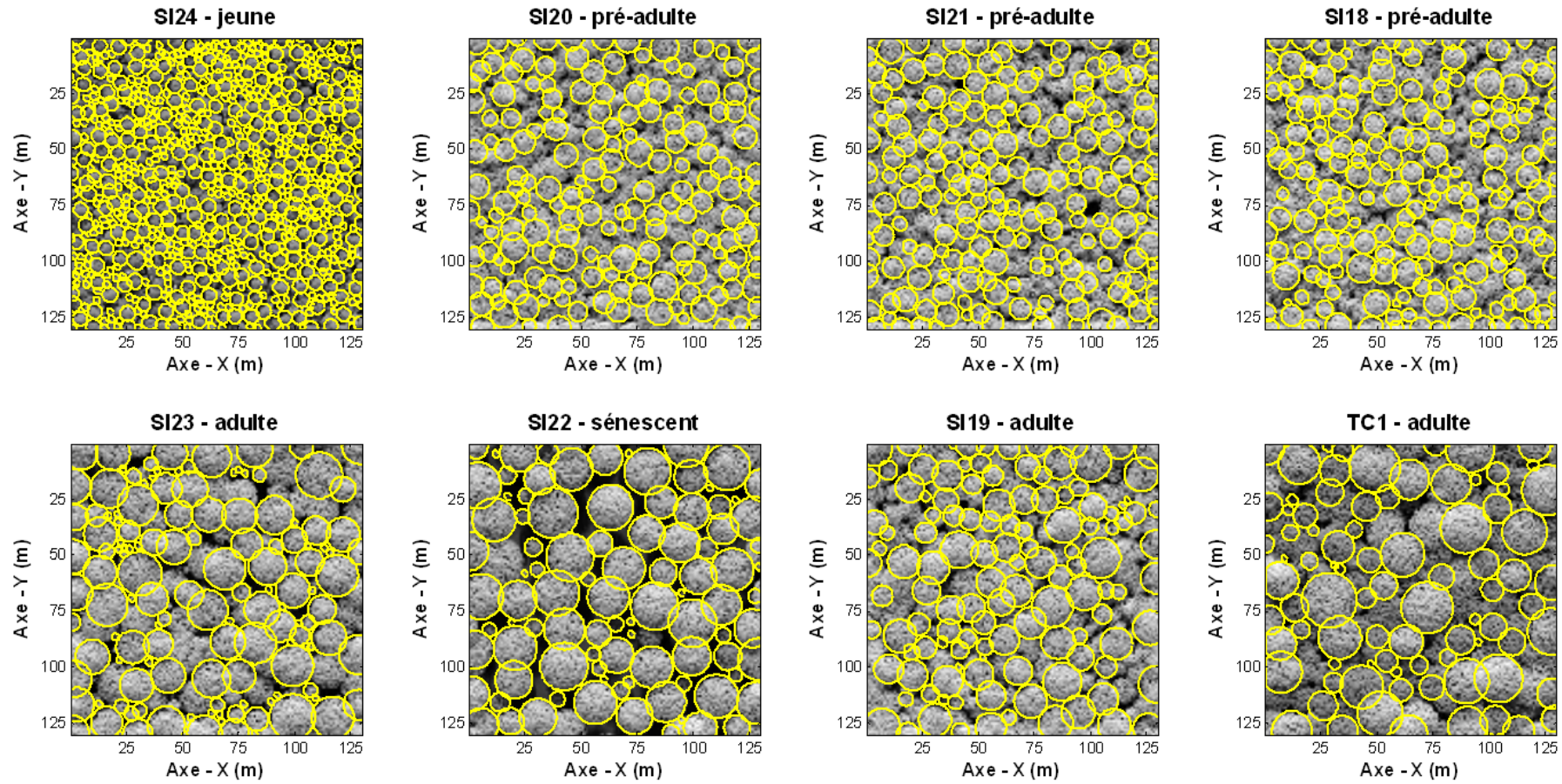


FIGURE 4.9 – Arbres détectables après sélection selon le critère de recouvrement entre houppiers pour $\phi = 20\%$.

4.2.3 Sélection par indice de fermeture

L'indice de fermeture de canopée pour un arbre dans un peuplement, défini dans [Lieberman et al., 1995], est utilisé pour décrire les conditions de lumière au niveau de la partie supérieure du houppier de l'arbre. Pour un arbre donné, l'indice de fermeture dépend de tous les arbres plus hauts que lui et présents dans un voisinage où l'ombre portée par les arbres dominants peut couvrir en totalité ou en partie le houppier considéré. L'indice de fermeture associé à chaque arbre est défini comme la somme des sinus des angles vers ces arbres plus hauts (Fig. 4.10 et l'équation (4.1)). Plus cet indice est faible, plus le houppier est émergent par rapport à la canopée. Le potentiel des PPM peut donc être confronté à la liste d'arbres de la maquette ayant des indices de fermeture jugés suffisamment faibles.

$$g = \sum_{i=1}^n \sin \theta \quad (4.1)$$

où g représente l'indice de fermeture d'un arbre ayant n arbres plus hauts que lui dans un voisinage, et θ est l'angle de cet arbre vers un de ces n arbres plus hauts.

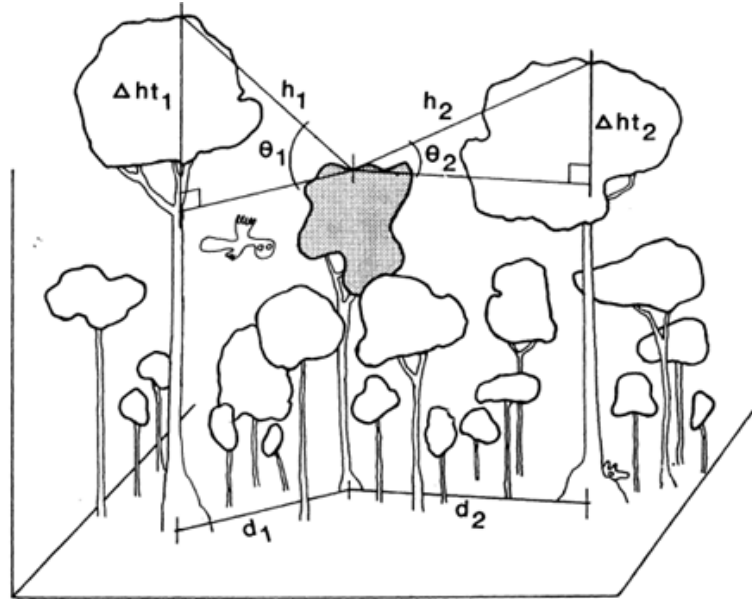


FIGURE 4.10 – Construction de l'indice de fermeture de canopée pour un arbre (d'après [Lieberman et al., 1995], avec h_1 , h_2 présentant les distances entre le sommet de l'arbre ciblé et les sommets des deux arbres plus hauts que l'arbre ciblé, d_1 et d_2 les distances entre ces deux arbres et l'arbre ciblé, θ_1 et θ_2 les sinus des angles de l'arbre ciblé vers les deux arbres plus hauts).

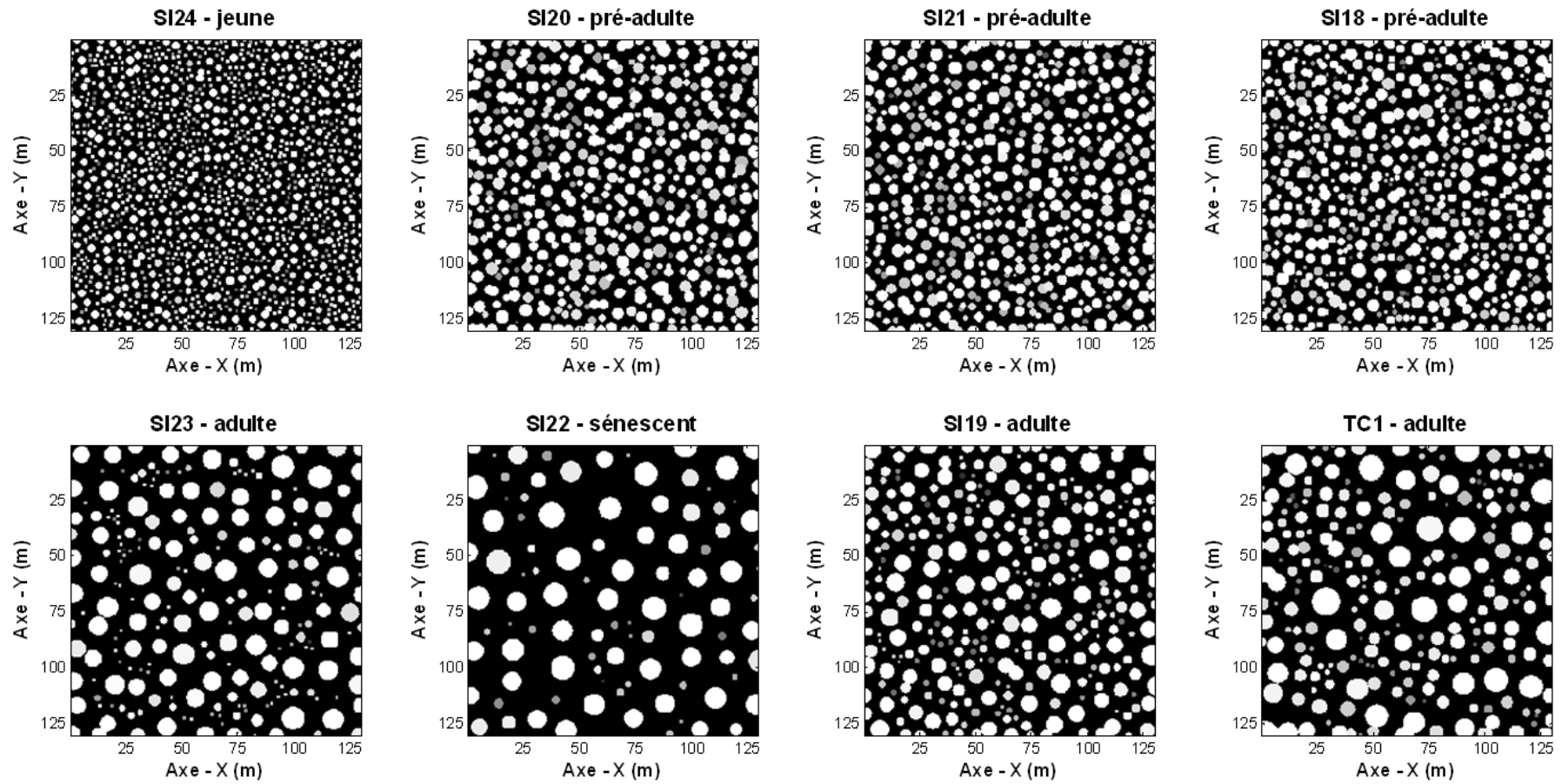


FIGURE 4.11 – Indices de fermeture (clair = moins fermé) pour tous les arbres constituant les maquettes de peuplements de palétuviers. Les variations d'intensité sont réglées par parcelle pour améliorer le contraste visuel.

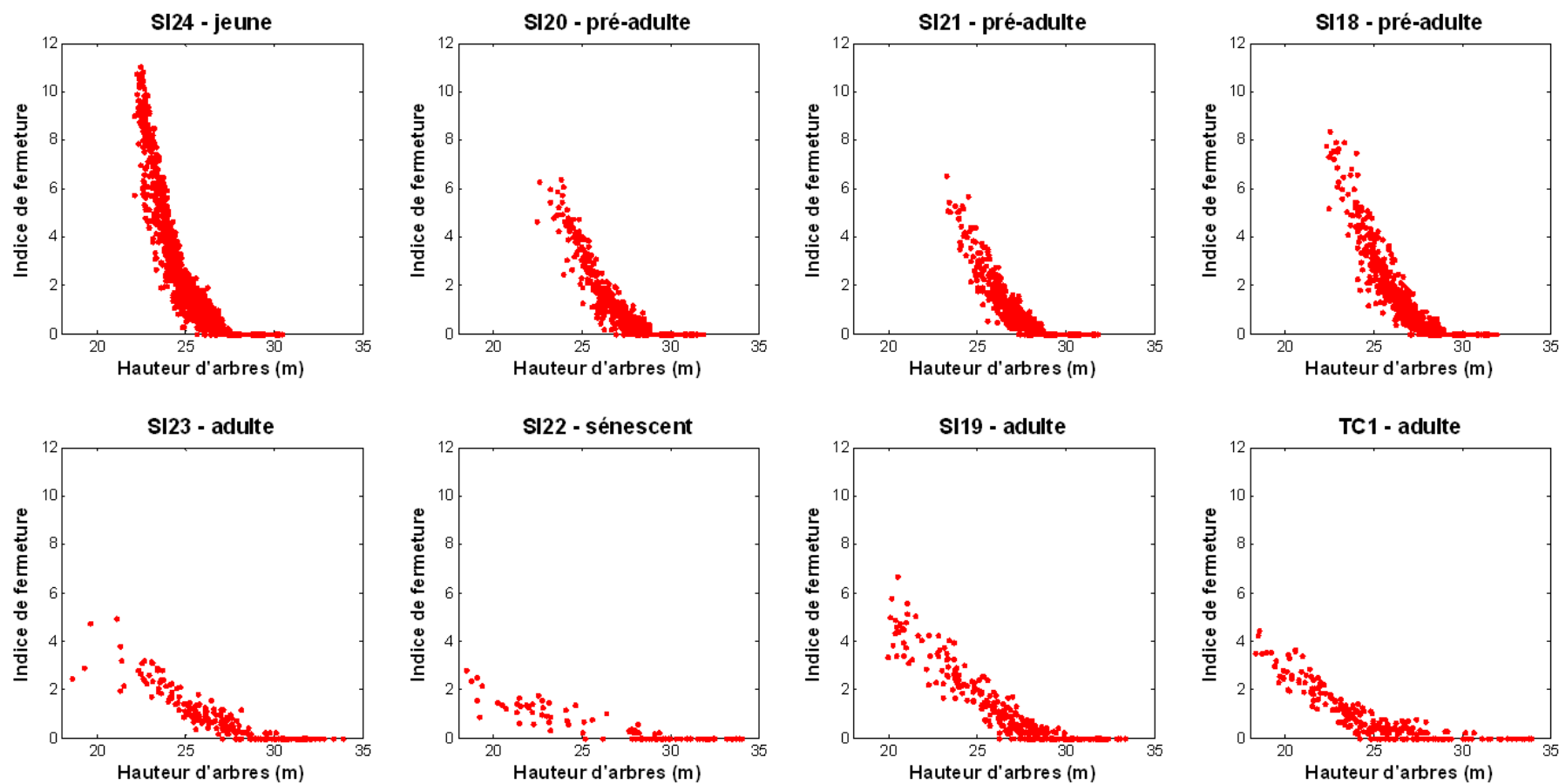


FIGURE 4.12 – L'indice de fermeture en fonction de la hauteur de l'arbre dans chaque parcelle.

Cet indice de fermeture est calculable pour chaque arbre de la maquette. [Lieberman et al., 1995] avaient pris un voisinage de 10 mètres pour calculer l'indice de fermeture sur une forêt tropicale du Costa Rica. Dans notre cas, nous avons considéré qu'une distance de 15 mètres autour d'un arbre permettait de mieux prendre en compte toutes les influences des arbres voisins et tenir compte des grands houppiers présents dans les parcelles adultes. La figure 4.11 illustre le calcul de ces indices de fermeture pour chacune des parcelles de mangrove (les tons clairs correspondent aux indices de fermeture les plus faibles). Notons que les indices de fermeture ainsi calculés sont assez liés avec les hauteurs d'arbres. La figure 4.12 montre cette relation pour chaque arbre, et la figure 4.13 compare la tendance de cette corrélation dans chaque parcelle.

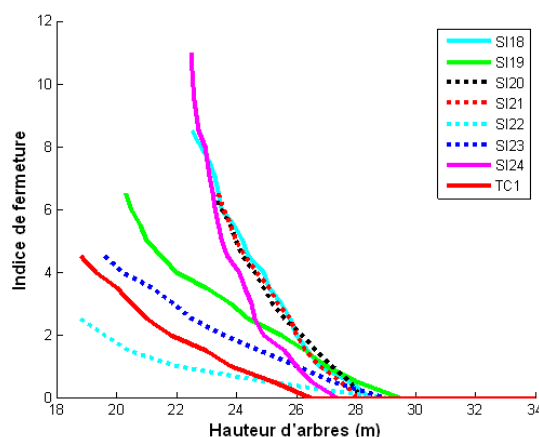


FIGURE 4.13 – Relation (tendance moyenne) entre l'indice de fermeture et la hauteur de l'arbre pour les différentes parcelles de mangrove.

Nous avons classé tous les arbres d'un peuplement en fonction de leur indice de fermeture respectif. Un total de 7 classes a été utilisé pour rendre compte des variations observées sur l'ensemble des maquettes (Fig. 4.14). La délimitation des classes a été réalisée pour bien rendre compte des indices de fermeture les plus faibles, c'est-à-dire ceux qui correspondent aux arbres émergents et potentiellement visibles dans les images.

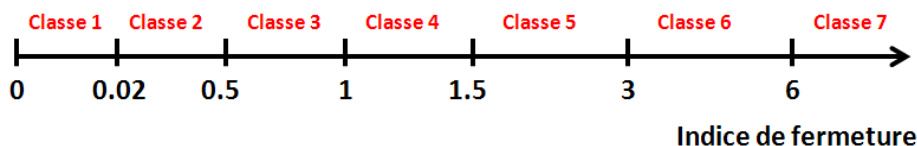


FIGURE 4.14 – Définition des classes selon l'indice de fermeture.

Les distributions des arbres ainsi classés sont illustrées dans les Fig. 4.15 et 4.16. Notons que plus la parcelle est jeune, plus la proportion des arbres ayant des indices de fermeture forts est grande (par ex. SI24). Pour les parcelles adultes et sénescentes, ces sont plutôt l'espèce *Rhizophora* qui constitue les classes des indices forts, car on ne fait pas de différence entre les deux espèces de mangrove dans ces comptages par classe d'indice (Fig. 4.15 et 4.16). Cependant, malgré ces proportions de tiges non négligeables, ces arbres de

forts indices de fermeture ne composent pas des biomasses importantes, un facteur clé en écologie forestière, dans chaque parcelle. La figure 4.17 monte les distributions de surfaces terrières (surface de la section d'un arbre mesurée à 1,30 mètre du sol pour un arbre, noté "G", définie comme dans l'équation (4.2)), des arbres dans chacune de ces classes à partir des données des maquettes sur les diamètres de tronc.

$$G = \pi \times \left(\frac{D}{2}\right)^2 \quad \text{avec } D \text{ le diamètre du tronc} \quad (4.2)$$

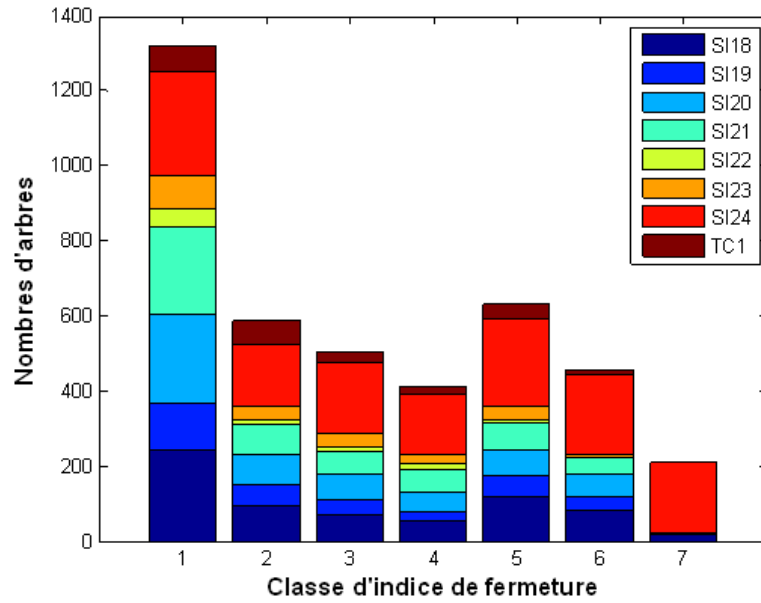


FIGURE 4.15 – Distributions des arbres de chaque parcelle en classes d'indices de fermeture.

On voit clairement que, dans toutes les parcelles, les surfaces terrières sont majoritairement constituées par la première classe, correspondant aux arbres à indices de fermetures les plus faibles. Donc, il s'agit plutôt des arbres de cette classe qui nous intéressent dans la détection des houppiers. La figure 4.18 montre les arbres dont l'indice de fermeture est dans la première classe dans 8 parcelles.

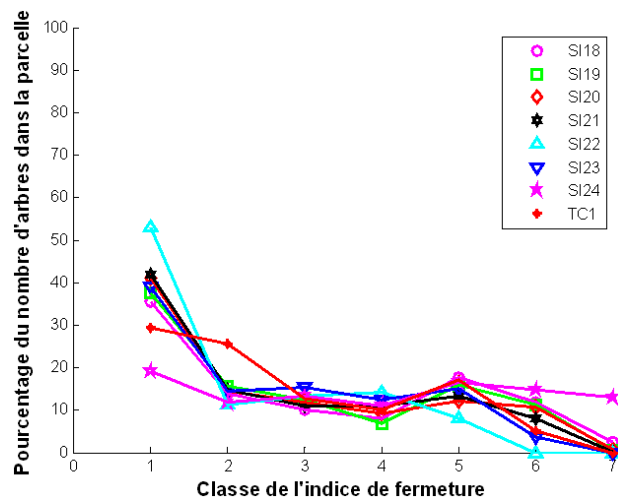


FIGURE 4.16 – Pourcentage des arbres dans chaque classe d'indice de fermeture, pour les différentes parcelles.

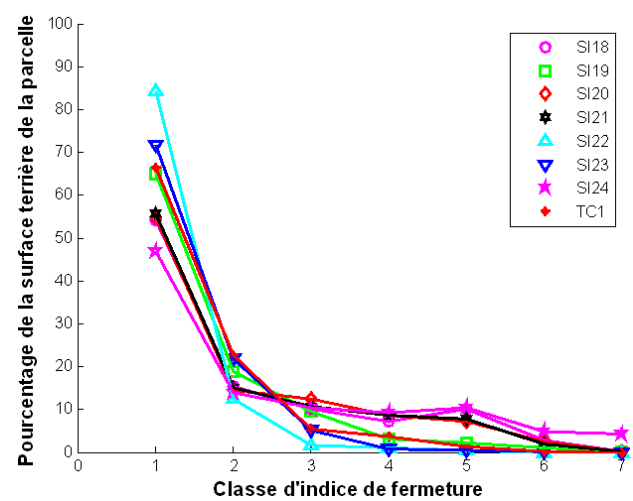


FIGURE 4.17 – Pourcentage des surfaces terrières dans chaque classe d'indice de fermeture, pour les différentes parcelles.

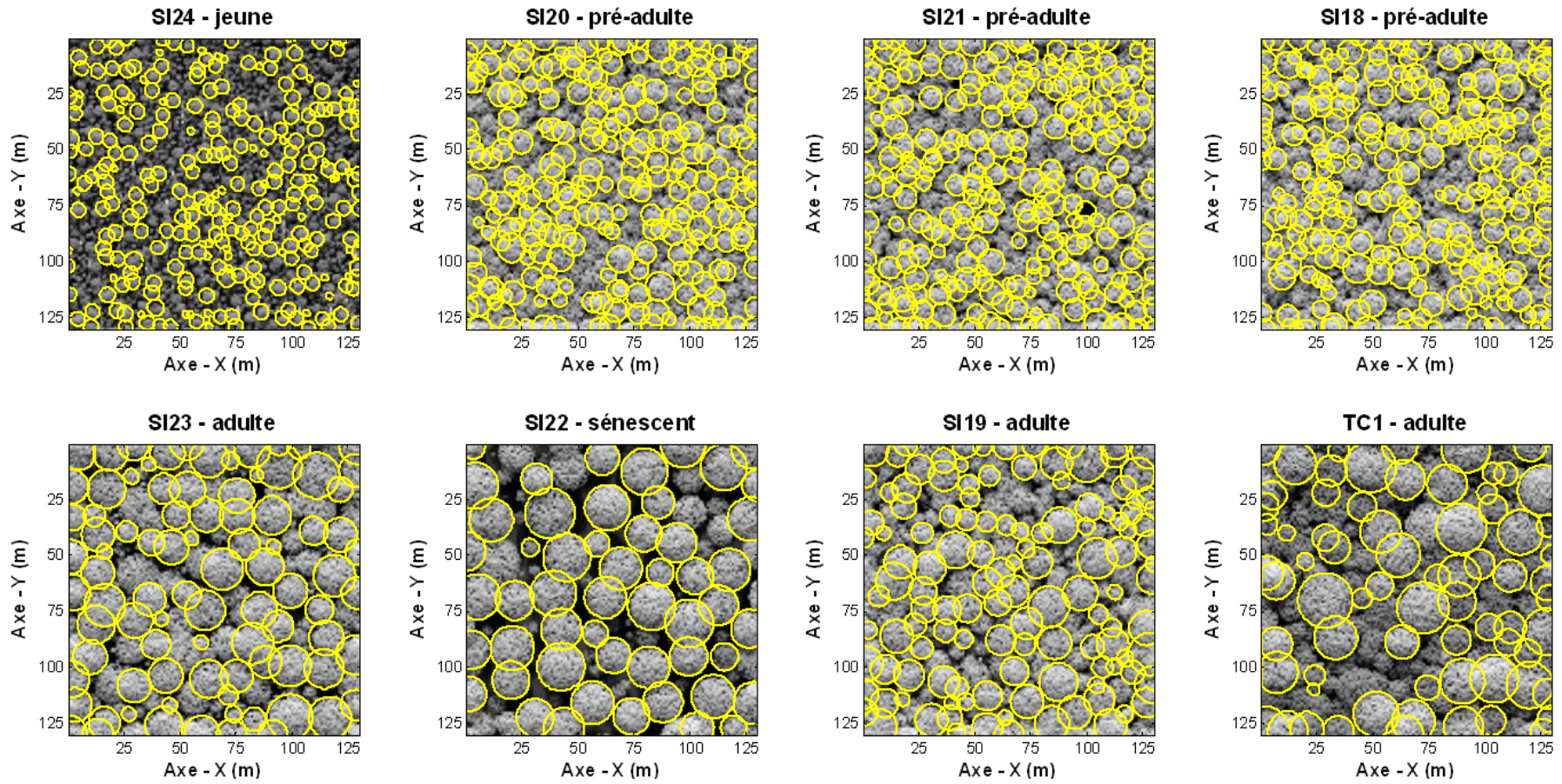


FIGURE 4.18 – Les arbres d'indice de fermeture les plus faibles (première classe).

4.3 Calibration du modèle PPM pour les images simulées de mangroves

Les résultats de détection dépendent étroitement des valeurs données aux paramètres de contrôle du modèle PPM, tels que l'intervalle de marque $[r_{min}, r_{max}]$, le seuil de distance d_0 dans le calcul de l'énergie d'attache aux données, l'autorisation de recouvrement entre disques Θ . Pour trouver un paramétrage adapté aux jeux d'images simulées, on regarde l'évolution des scores de détection, tels que définis dans la partie précédente (3.3). Les références pour le calcul des scores et l'évaluation seront les arbres de la première classe de l'indice de fermeture de chaque parcelle. Chaque paramètre est d'abord analysé séparément en fixant les valeurs des autres paramètres.

4.3.1 Détermination de l'intervalle de rayons de disques $[r_{min}, r_{max}]$ par analyse visuelle

L'intervalle de rayon de disques $[r_{min}, r_{max}]$, doit être adapté à la structure forestière étudiée car il conditionne radicalement les résultats de détection. A défaut d'autres informations, un calage grossier peut être appliqué à partir d'une analyse visuelle des images. Pour déterminer r_{min} et r_{max} , on cherche, respectivement, les plus petits et les plus grands houppiers visibles dans l'image, et l'on évalue leur taille en donnant le rayon d'un disque équivalent (Fig. 4.19). Nous faisons correspondre la valeur de r_{max} aux rayons des disques qui se superposent au mieux avec les plus gros houppiers (Fig. 4.19 et 4.20. a). Généralement, c'est une information immédiatement visible. La détermination de r_{min} est plus délicate. Aussi, plusieurs r_{min} sont donnés pour une parcelle (Table. 4.2). Premièrement, on cherche les plus petits houppiers que l'on peut reconnaître à l'œil, comme dans le cas de la zone 2 dans la figure 4.19 (ou Fig. 4.20. b). Puis, on cherche les houppiers un peu plus grands qui sont plus faciles à repérer, le cas de la zone 3 dans la figure 4.19 (Fig. 4.20. c). Pour finir, on cherche les petits houppiers qui sont très clairs et probablement font partie de la surface de la canopée, comme dans le cas de la zone 4 dans la figure 4.19 (Fig. 4.20. d). Les rayons de ces trois derniers cas présentés dans les deux figures sont respectivement de $3 \times 0.5 = 1.5\text{m}$, $6 \times 0.5 = 3\text{m}$, $7 \times 0.5 = 3.5\text{m}$, et nommés comme $r_{min}^{(1)}$, $r_{min}^{(2)}$ et $r_{min}^{(3)}$.

4.3.2 Vérification de la convergence des processus d'optimisation

Avant d'examiner les résultats de détection, on doit vérifier la convergence des processus ponctuels marqués par rapport aux choix des paramètres du recuit simulé, c'est-à-dire comment évolue l'énergie totale des configurations et le nombre de disques détectés au fur

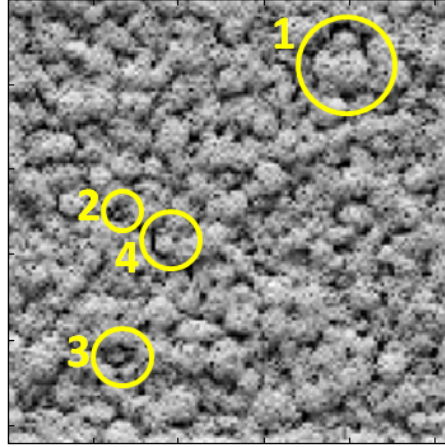


FIGURE 4.19 – Evaluation de l'intervalle $[r_{min}, r_{max}]$ visuellement à partir de l'image simulée de la parcelle SI18.

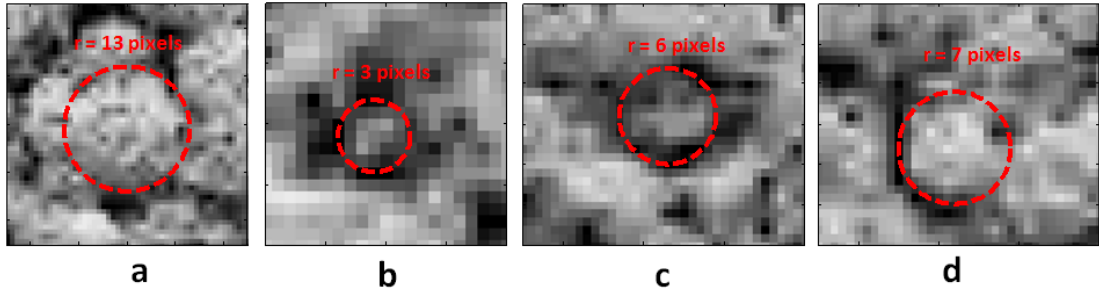


FIGURE 4.20 – Zooms sur les houppiers choisis pour estimation de l'intervalle $[r_{min}, r_{max}]$.

Parcelle	$r_{min}^{(1)}$ (m)	$r_{min}^{(2)}$ (m)	$r_{min}^{(3)}$ (m)	r_{max} (m)
SI18	1.5	3	3.5	6.5
SI19	2	3.5	5	9
SI20	1.5	3	4.5	6.5
SI21	1	4	5	6.5
SI22	1.5	3	6	11
SI23	1.5	3	6.5	9.5
SI24	1	1.5	2.5	3.5
TC1	3.5	4.5	6	12.5

TABLE 4.2 – Rayons r_{max} et r_{min} évalués visuellement à partir de chacune des images simulées pour chaque parcelle de mangrove.

et à mesure du processus itératif. Pour les paramètres définis comme dans le chapitre 3 :

- $T_0 = 800$ • $\delta_0 = 1000$
- $a_T = 0.995$ • $a_\delta = 0.998$
- $Nit = 5000$ pour le programme de recuit simulé, et
- $d_0 = 0.2$ en utilisant le test de *Student*
- $\Theta = 20\%$ comme recouvrement maximal entre disques.

le processus converge toujours sur n'importe quelle parcelle. On voit sur la figure 4.21 que le processus converge pour les deux exemples extrêmes au sens de l'énergie et du nombre d'objets, qui se stabilisent bien avant la fin des itérations. Ce sera le même paramétrage qui sera utilisé dans toutes les applications sur les images simulées de mangrove.

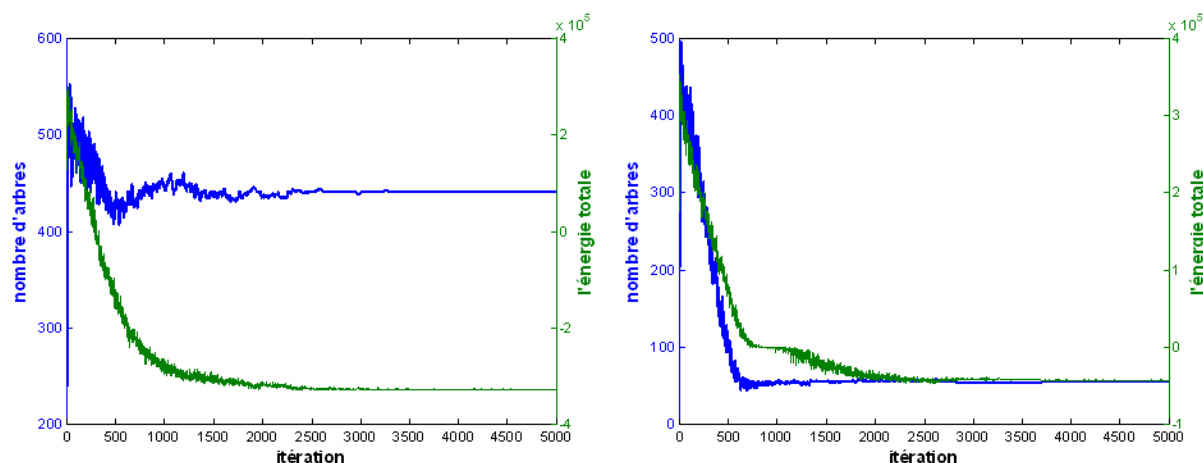
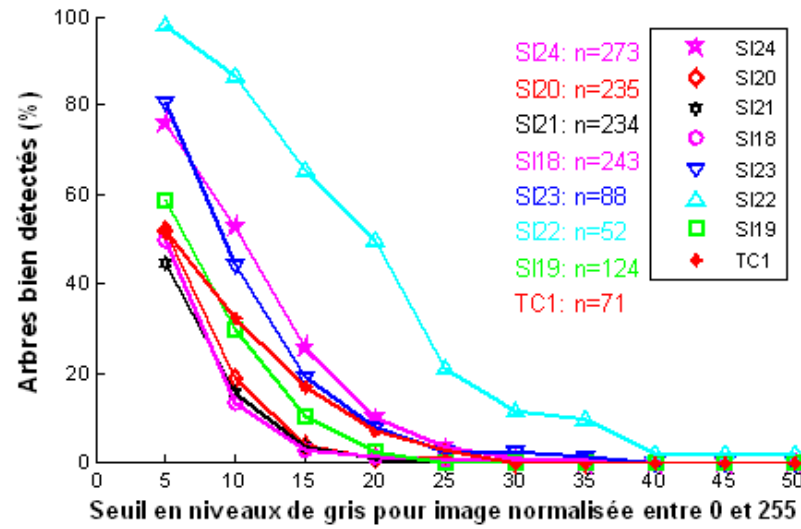


FIGURE 4.21 – Evolutions de l'énergie totale et du nombre de disques dans le cas de structures forestières contrastées, i.e. une parcelle jeune (SI24, à gauche) et une parcelle sénescence (SI22, à droite).

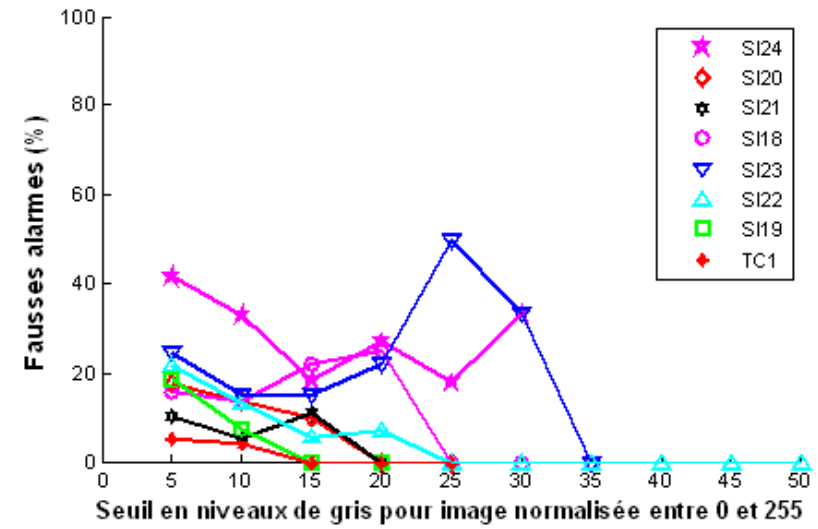
4.3.3 Attache aux données : distance Bhattacharyya vs. Test de *Student*

La stabilité de la détection en fonction du seuil d'attache aux données d_0 est analysée pour les deux options proposées initialement dans le chapitre 3 : l'attache aux données calculée à partir de la distance de Bhattacharyya et à partir d'un test de *Student*. La détection est appliquée pour un large intervalle de d_0 , en fixant $\Theta = 20\%$ pour toutes les parcelles, et $r_{min}^{(2)}$ et r_{max} (cf. Table. 4.2) pour une même parcelle.

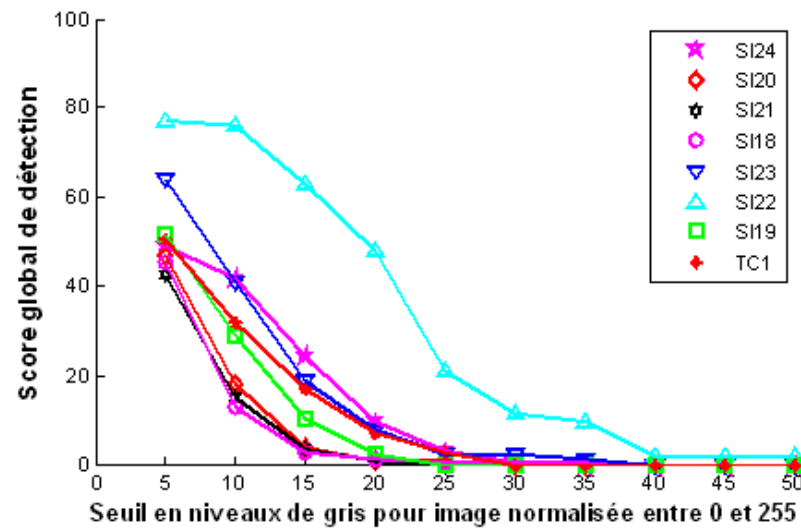
La figure 4.22 montre l'évolution des scores en fonction de d_0 sur l'intervalle $[5, 50]$ dans le cas de la distance Bhattacharyya. On voit que pour la même parcelle, les résultats de détection ont une grande variation selon la valeur de d_0 . Le nombre d'arbres détectés est décroissant avec l'augmentation de d_0 , c'est-à-dire l'exigence croissante sur le contraste radiométrique, ce qui est logique. Le choix de d_0 influence la détection non seulement sur la même parcelle, mais aussi sur différents types de peuplement, et on ne peut pas fixer le même seuil d_0 pour toutes les parcelles. Donc, les résultats de détection ne sont pas stables par rapport au seuil de distance d_0 dans le cas de Bhattacharyya, qui implique une précaution dans la calibration de sa valeur selon le type de peuplement et le type d'image.



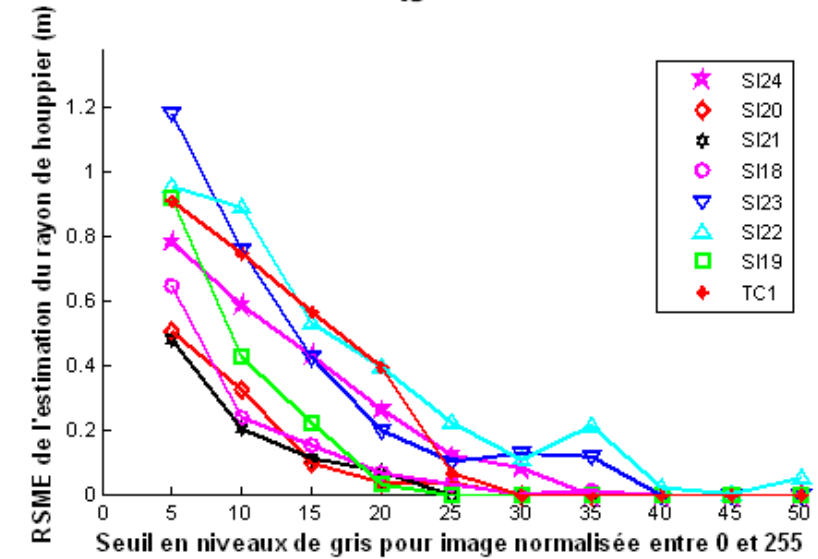
a



b



c



d

FIGURE 4.22 – Les résultats de détection en fonction de d_0 dans le cas de la distance Bhattacharyya.

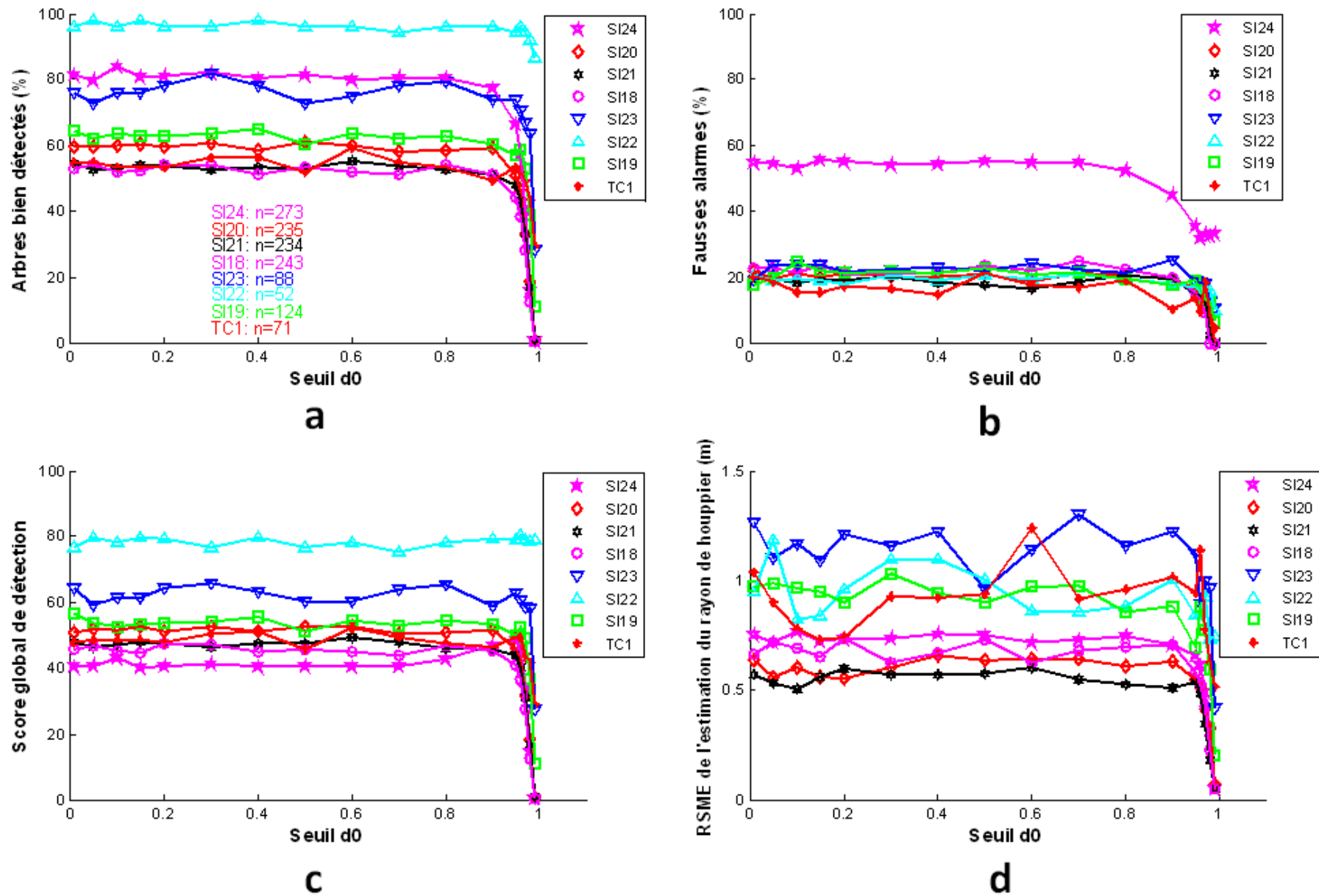
L'estimation des tailles de houppier est aussi évaluée à partir de l'erreur quadratique moyenne, notée RMSE (“root-mean-square error”), définie comme dans l'équation (4.3).

$$RMSE(r) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_{1,i} - r_{2,i})^2}{n}} \quad (4.3)$$

pour n couples de mise en correspondance entre arbres et disques, avec $r_{1,i}$ le rayon du houppier i et $r_{2,i}$ son estimation issue de la détection.

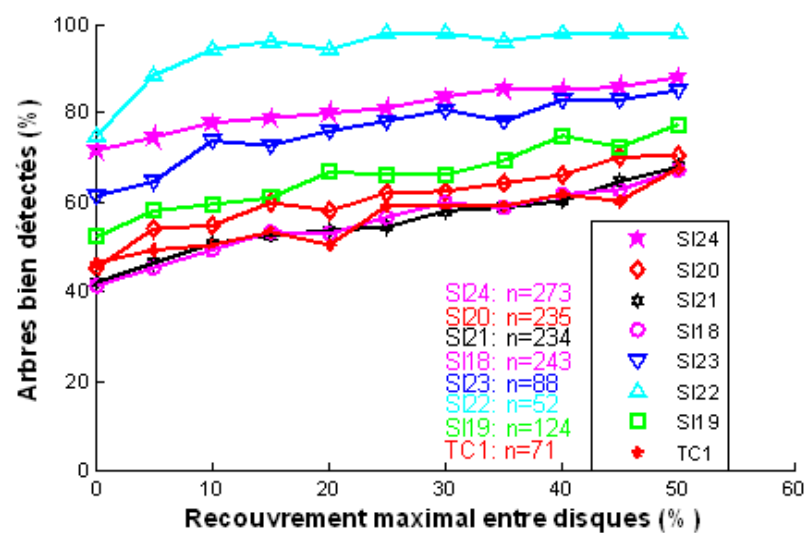
Notons que l'estimation de la taille de houppiers est seulement réalisée sur les arbres bien détectés, donc avec la diminution de la portion des arbres détectés. Mais cela ne signifie pas que cette estimation s'améliore avec l'augmentation de d_0 , car de moins en moins de disques sont évalués dans ce calcul.

La figure 4.23 illustre l'évolution des détections en fonction de d_0 sur l'intervalle $[0, 1]$ dans le cas du test de *Student*. On voit que, pour tous les types de peuplement, la détection varie de la même façon selon la valeur de d_0 , et les scores sont très stables sur un large intervalle $[0.1, 0.8]$ (Fig. 4.23. a, b et c). Même l'erreur moyenne de l'estimation des rayons de houppiers reste assez stable (Fig. 4.23. d). De plus, les détections sur cet intervalle montrent de meilleurs scores que ceux obtenus dans le cas de la distance de Bhattacharyya. Cela suggère donc un avantage du test de *Student* par rapport à la distance de Bhattacharyya, avec un paramétrage du seuil d_0 qui peut être fixé indépendamment du type de forêt (et assez robuste par rapport au type d'image : LiDAR ou optique, issu d'autres applications). Dans les parties suivantes, on n'utilise que le test de Student dans la détection en fixant $d_0 = 0.2$ sans grande perte de généralité.

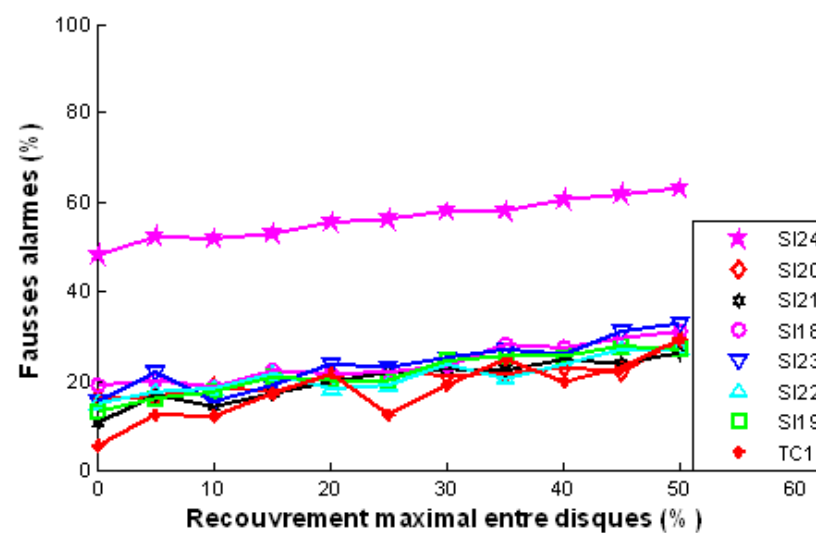
FIGURE 4.23 – Résultats de détection en fonction de d_0 dans le cas du test de *Student*.

4.3.4 Recouvrement entre disques

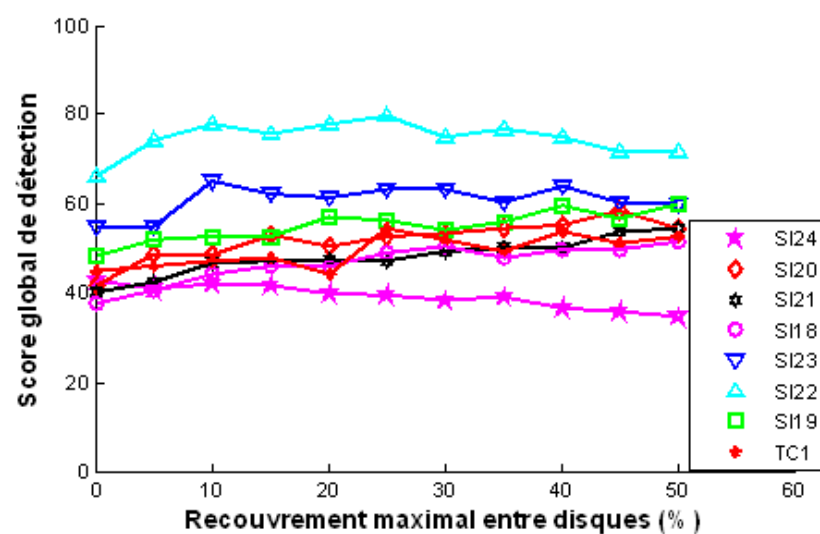
La sensibilité de la détection à la variation de recouvrement autorisé, Θ , entre disques est analysée dans l'intervalle de 0 à 50%. Avec l'augmentation de ce paramètre, de plus en plus d'arbres sont détectés comme montré par l'augmentation régulière en fonction de Θ (Fig. 4.24. a). Cependant, les nombres de fausses alarmes suivent la même tendance (Fig. 4.24. b), ce qui dégrade la qualité de détection. Les scores globaux (Fig. 4.24. b), qui tiennent compte du pourcentage des arbres détectés, mais aussi du nombre de fausses alarmes, sont plutôt stables pour $\Theta > 15\%$ après une augmentation significative dans l'intervalle 0 à 15%, pour toutes les parcelles sauf la parcelle jeune SI24 où le recouvrement entre houppiers n'est pas systématique. Pour les parcelles adultes et sénescents (SI19, SI23, SI22), les scores globaux n'augmentent plus avec ce paramètre à partir d'un certain seuil ($\Theta = 15\%$), ce qui est cohérent avec leurs structures forestières, où peu de recouvrements existent entre les grands houppiers. Cela peut également être observé sur les images (Fig. 4.18). Pour les parcelles pré-adultes (SI18, SI20, SI21), et la parcelle TC1 avec présence des petits *Rhizophora*, les scores globaux augmentent en fonctions de Θ , du fait de plus de recouvrements présents entre les houppiers dominants. Mais ces améliorations restent très faibles, et sont toutes inférieures à 5 points de score. De plus, l'erreur moyenne sur l'estimation des rayons de houppiers ne s'améliore pas avec l'augmentation du recouvrement entre disques (dans la figure 4.24. d, les courbes ont tendance à monter un peu).



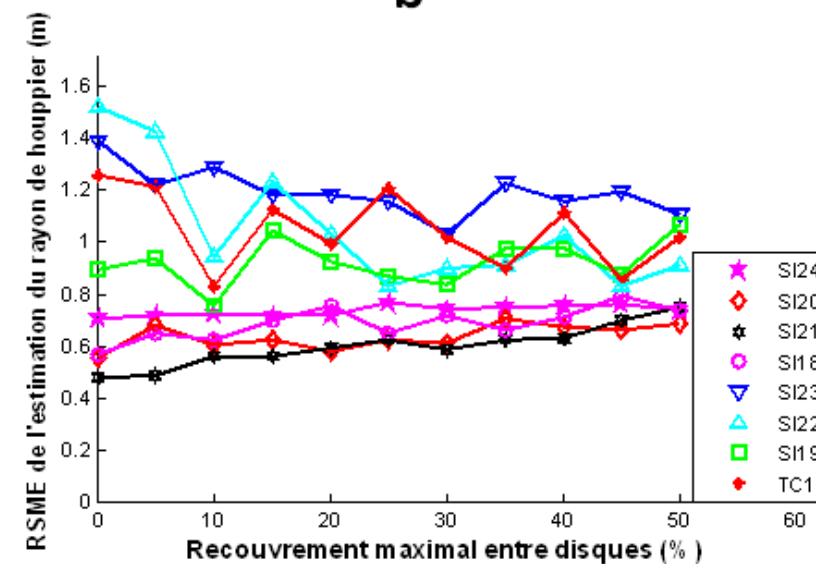
a



b



c



d

FIGURE 4.24 – Résultats de détection en fonction du recouvrement autorisé entre disques.

En effet, on autorise les recouvrements entre disques d'une part pour augmenter le taux de détection pour des houppiers qui se chevauchent, et d'autre part pour mieux estimer la taille des houppiers sans biaiser par la contrainte de recouvrement. Par exemple, la figure à gauche de la figure 4.25 montre les détections de deux houppiers dont les tailles sont sous-estimées en raison d'un faible recouvrement autorisé entre les deux disques correspondant à leur détection. La figure à droite montre une bonne estimation en taille de ces deux houppiers, grâce au recouvrement plus large entre les deux disques de détection. Mais, cette estimation ne va pas toujours dans le sens que l'on veut quand le seuil Θ devient très grand (Fig. 4.26).

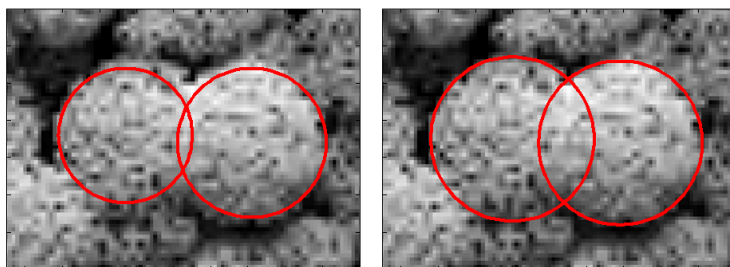


FIGURE 4.25 – Influence du recouvrement entre disques Θ sur l'estimation de la taille des houppiers (à gauche : Θ petit (4%) ; à droite : Θ grand (23%)).

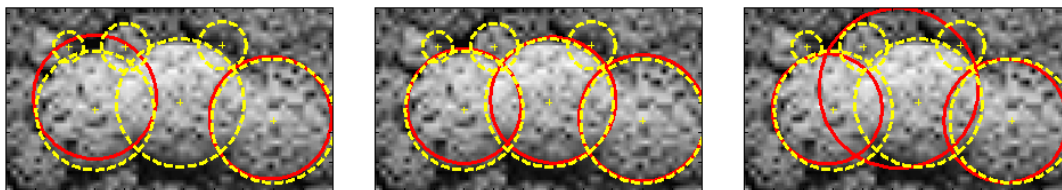
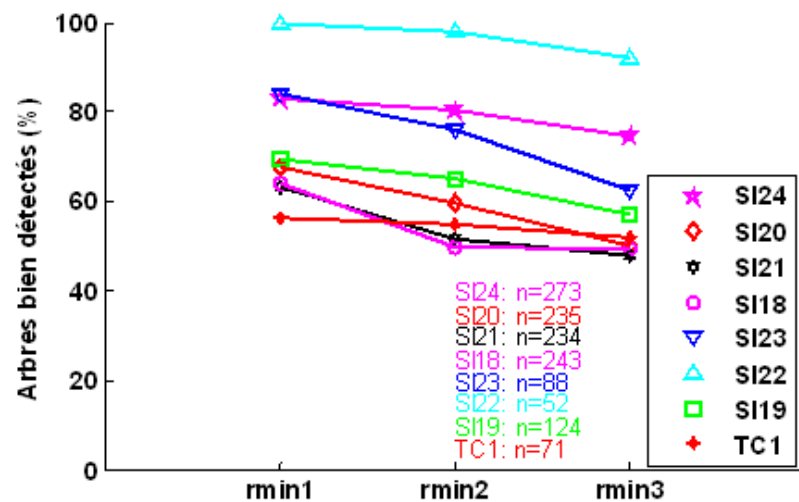


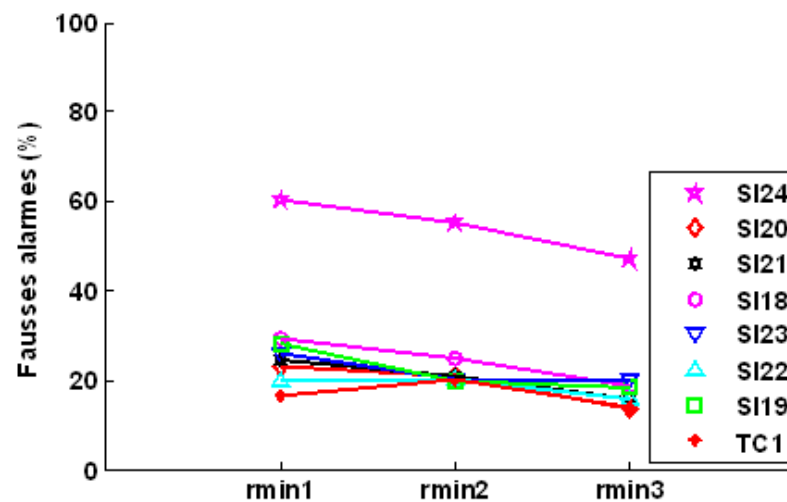
FIGURE 4.26 – Extrait d'une zone sur l'image de la parcelle TC1 (à gauche : $\Theta = 5\%$; au milieu : $\Theta = 20\%$; à droite : $\Theta = 45\%$; cercles jaunes : les houppiers de références ; cercles rouges : les détections).

4.3.5 Influence des rayons de disques

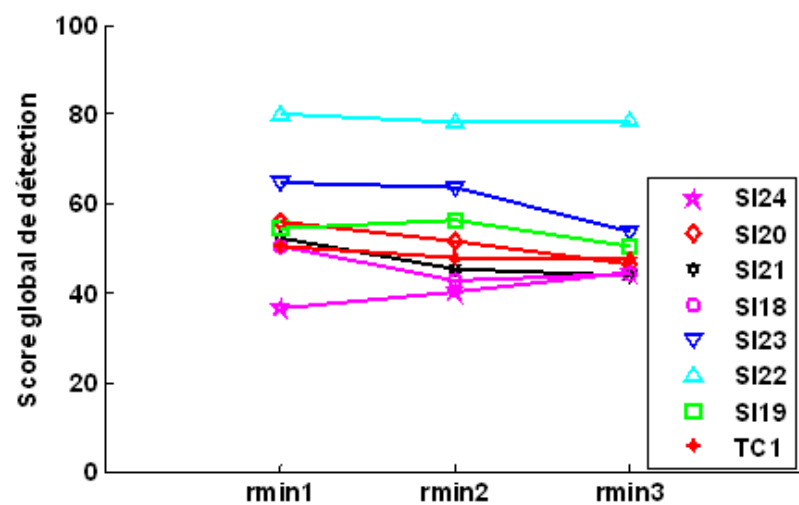
La sensibilité de détection à l'intervalle de rayons de disques est analysée autour des trois valeurs de r_{min} comme listés dans la table. 4.2 pour chaque parcelle. Sachant que les grands houppiers, qui donnent le r_{max} de la parcelle, font toujours partie des arbres dominants de peuplement, et sont espérés être bien détectés, on garde donc toujours le même r_{max} pour chaque parcelle dans cette étude, tout en fixant les autres paramètres : $d_0 = 0.2$ en utilisant le test de Student et $\Theta = 20\%$ comme recouvrement maximal entre disques.



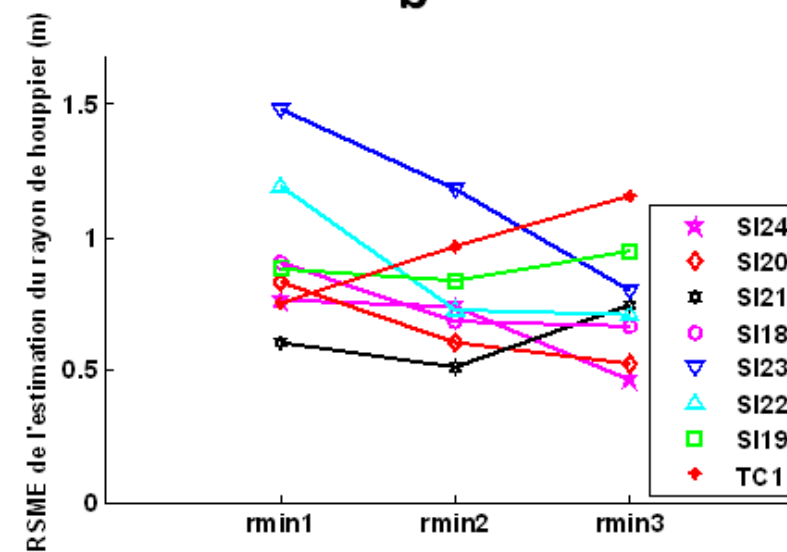
a



b



c



d

FIGURE 4.27 – Résultats de détection selon le choix de r_{min} .

Les résultats de détection avec les trois r_{min} décrits précédemment (Table. 4.2) dans chaque parcelle sont présentés dans la figure 4.27. Plus l'intervalle de rayons $[r_{min}, r_{max}]$ est étroit, moins le nombre d'arbres détectés est élevé. Mais cette diminution reste faible ($<10\%$) pour certaines parcelles, comme SI22, SI24, SI19, TC1. Pour les parcelles SI18 et SI21, quand on passe de $r_{min}^{(1)}$ à $r_{min}^{(2)}$, le taux de décroissance est plus élevé (entre 10% et 15%), mais reste faible pour les résultats obtenus avec $r_{min}^{(2)}$ ou $r_{min}^{(3)}$ ($<5\%$). Pour les parcelles SI23 et SI20, les décroissances sont relativement plus grandes, d'environ 20% quand on passe de $r_{min}^{(1)}$ à $r_{min}^{(3)}$. En vue des scores globaux et du nombre de fausses alarmes, la détection varie de façon différente selon le type de peuplement. Cependant, les variations de détection sur la même parcelle restent très faibles par rapport aux choix des trois r_{min} (Fig. 4.27. b et c). L'estimation de la taille de houppiers, elle, varie de façon très différente selon les parcelles, même pour celles du même type de peuplement (par exemple, SI20 et SI21, SI19 et SI23), et l'on ne peut pas conclure à une même tendance pour toutes. En général, il semble meilleur de garder un intervalle de rayon pas trop étroit pour la détection.

L'influence de l'intervalle de rayons sur les réponses de détection ne peut pas être totalement expliquée par les seuls scores de détection. Sur la base des observations visuelles, sur des zones où se trouvent des mauvaises détections, nous comprenons mieux comment celles-ci se présentent, et pouvons expliquer leurs causes.

La parcelle jeune SI24 présente beaucoup de petits houppiers. Malgré un petit rayon de disque ($r_{min}^{(1)}$, Table 4.2) autorisé dans la détection, ces houppiers sont souvent détectés groupés, par un seul grand disque. Ceci est illustré à la figure 4.28 qui montre, à gauche : les références de quatre petits houppiers déduits des données de la maquette, à droite : la détection réalisée sur cette zone. Dans ce cas, sur 4 houppiers, un seul est compté comme bien détecté, les 3 autres comme non détectés. L'estimation de la taille du houppier détecté est largement surestimée. Ce phénomène peut donc expliquer deux types d'erreurs : d'une part sur le comptage des arbres bien détectés et non détectés et, d'autre part, sur l'estimation de leurs rayons. En revanche, si ces 4 houppiers ne sont pas sélectionnés comme arbres de référence (partie 4.2), une fausse-alarme sera déclarée (le grand disque faussement détecté). Cela peut expliquer un nombre important de fausses alarmes dans les résultats présentés précédemment (Fig. 4.23, 4.24, 4.27. b.), car dans les référence de la parcelle SI24, la plupart des petits houppiers ne sont pas sélectionnés, du fait du choix du r_{min} (Fig. 4.18).

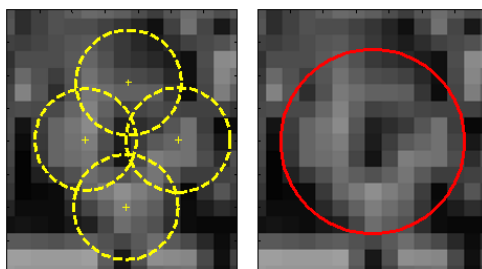


FIGURE 4.28 – Extrait d'une zone de l'image sur la parcelle SI24 (à gauche : cercles jaunes désignant les références de quatre houppiers ; à droite : détection sur cette zone).

Ce type d'erreur est largement produit dans la détection sur l'image de SI24 (Fig. 4.29), et également sur les autres parcelles, quand les limites entre houppiers ne sont pas visibles sur les images en raison de chevauchements entre eux. Ce phénomène est plus fréquent quand le r_{min} de détection est plus grand que les rayons des houppiers, même sur des grands houppiers (Fig. 4.30). Il faut donc faire attention à ne pas donner un r_{max} trop grand, qui dépasse le rayon du plus grand houppier de la parcelle, pour éviter ce type d'erreur sur des grands houppiers.

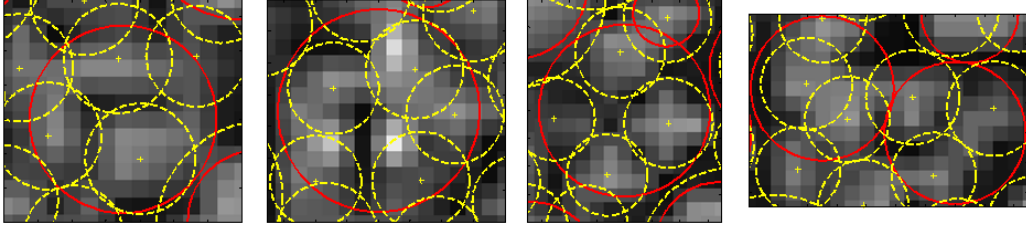


FIGURE 4.29 – Extraits des zones de l'image de la parcelle SI24 (Les cercles jaunes désignent les références des houppiers et les cercles rouges désignent les détections).

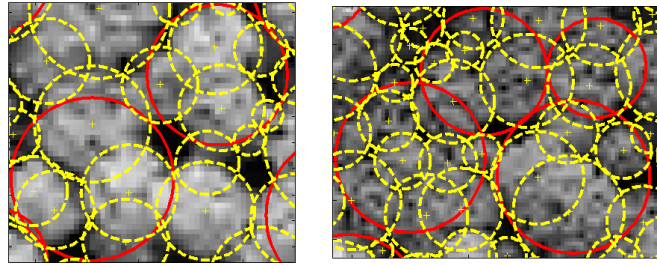


FIGURE 4.30 – Extraits des zones sur 2 images (à gauche : SI19 ; à droite : TC1).

Contrairement au cas précédent, un autre type d'erreur peut se produire : un houppier est détecté par plusieurs disques, comme illustré dans la figure 4.31. Ce type d'erreur se produit plus souvent quand le r_{min} de détection est très petit. Globalement, il n'apparaît pas souvent dans les détections sur cette série d'images.

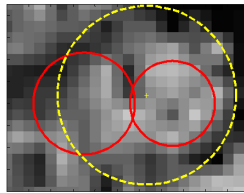


FIGURE 4.31 – Extrait d'une zone de l'image sur la parcelle SI23.

En conclusion, pour les houppiers détectés, l'estimation de leurs rayons est cohérente avec leur taille (Fig. 4.32, les points du premier quadrant sont autour de la droite $x = y$), surtout pour les parcelles adultes, comme SI19, SI22, SI23 et TC1. Les estimations ne sont pas biaisées dans la plupart de cas, sauf SI24, où le r_{max} de détection est légèrement inférieur au rayon moyen des grands houppiers, donc le nuage de points se présente au-dessous de la droite $x = y$.

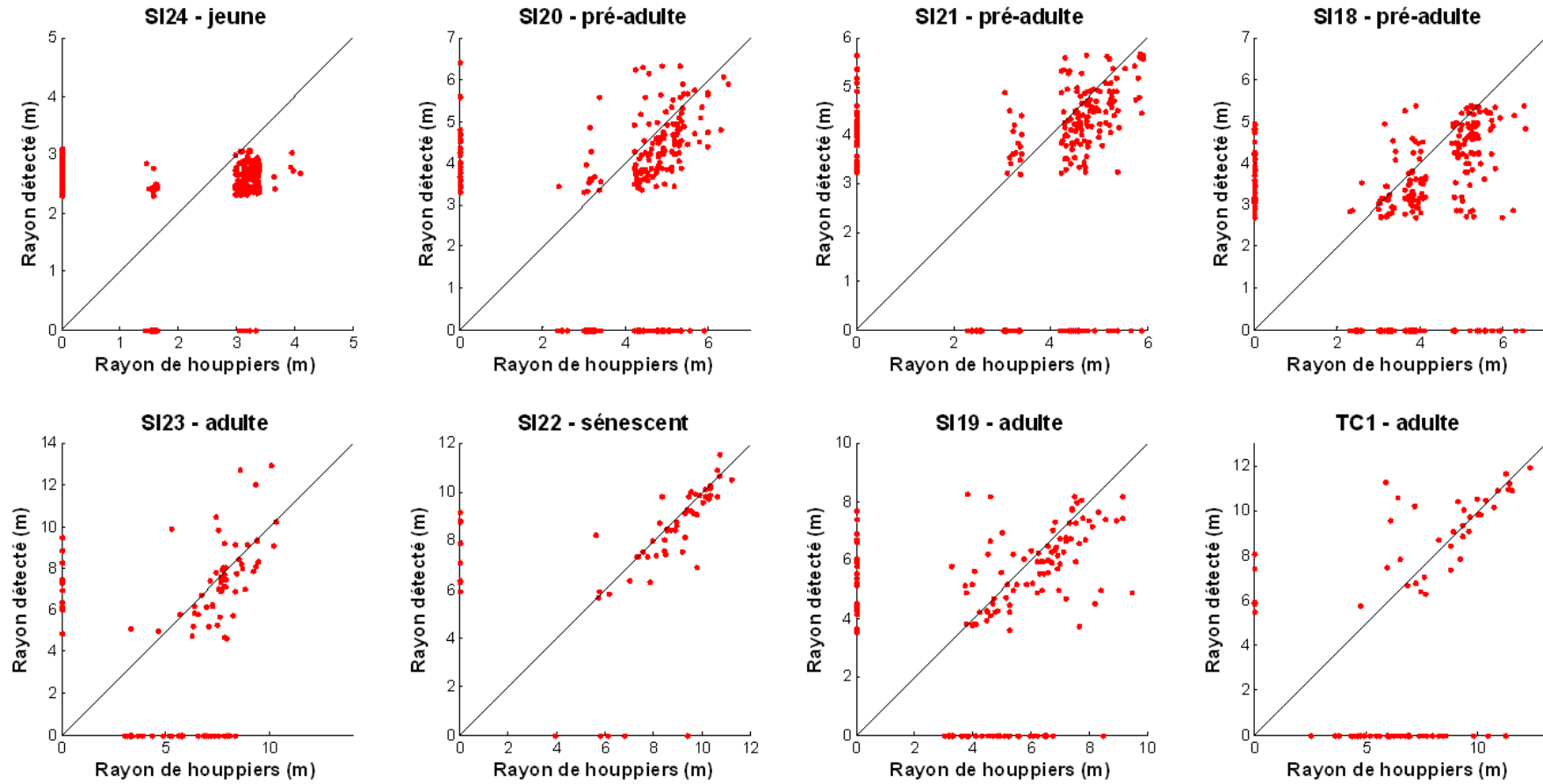


FIGURE 4.32 – Comparaison des tailles de houppiers entre les détections et les références (points non situés sur les axes : houppiers bien détectés; points sur l'axe X : houppiers non détectés; points sur l'axe Y : fausses détections. Les détections sont celles avec l'intervalle de rayon $[r_{min}^{(2)}, r_{max}]$ de la table 4.2, et les références sont les arbres dont l'indice de fermeture est inférieur à 0.02).

Essai de calibration par analyse de texture FOTO

Pour calibrer l'intervalle de rayons, on a essayé de voir si l'approche d'analyse de texture par la méthode FOTO pouvait apporter des informations. La méthode FOTO ("FOurier-based Textural Ordination" [Proisy et al., 2007]) utilise des spectres de Fourier pour exprimer la texture d'une image [Couteron, 2002, Couteron et al., 2005]. Une fréquence spatiale représente le nombre de fois qu'une même structure périodique se répète à l'intérieur de l'image dans une direction donnée. Le périodogramme (spectre de puissance), exprime la décomposition de la variance des niveaux de gris de l'image sur l'ensemble des fréquences spatiales harmoniques de Fourier. On ne considère ici qu'une version simplifiée du périodogramme bidimensionnel (le spectre radial ou r-spectre) prenant en compte la moyenne dans toutes les directions géographiques pour une même fréquence spatiale ("azimuthally averaged"). Pour une parcelle à canopée fermée, la structure plus ou moins périodique apparaissant sur l'image de canopée reflète les houppiers des arbres dominants. Dans le cas où la distribution de taille des houppiers présente un mode, celui-ci doit être reflété dans le r-spectre pour la fréquence spatiale correspondante. Un éventuel mode du r-spectre correspondant aux fréquences dominantes dans une image (en termes de variance), peut permettre de déduire les classes de rayons de couronnes les plus représentées dans la parcelle considérée. Intuitivement l'analyse des fréquences dominantes dans les spectres radiaux pourrait donc fournir r_{min} et r_{max} .

Prenons la parcelle SI18 comme exemple (Fig. 4.33), pour trouver le r_{max} adapté, on utilise la fréquence du mode dans le spectre de son image, figurée par la flèche rouge à gauche de la figure 4.33, correspondant à 93 cycles/km. Le diamètre de couronne correspondant sera donc de : $\frac{1000}{93} = 10.8\text{m}$, et le rayon sera donc de $\frac{10.8}{2} = 5.4\text{m}$. Pour r_{min} , il est plus difficile de trouver un critère significatif. Pour ne pas rentrer dans la zone de plus en plus marquée par les bruits, lorsque l'on va vers les hautes fréquences (la partie droite du spectre), on cherche la fréquence limite qui correspond à une valeur du spectre d'au moins 2%, comme figuré par la flèche rouge à droite de la figure 4.33, correspondant à 185 cycles/km. Le rayon de houppier déduit est de $\frac{1000}{185 \times 2} = 2.7\text{m}$. On applique le même principe sur toutes les parcelles (Fig. 4.34), les r_{max} et r_{min} ainsi déduits sont listés dans la Table 4.3.

Parcelle	r_{min} (m)	r_{max} (m)
SI18	3.1	5.4
SI19	3.5	8.1
SI20	3.3	6.5
SI21	3.2	5.4
SI22	4.7	13.2
SI23	3.6	12.8
SI24	2.3	3.1
TC1	4.7	16.1

TABLE 4.3 – Intervalle de rayon déduit à l'aide de la méthode FOTO.

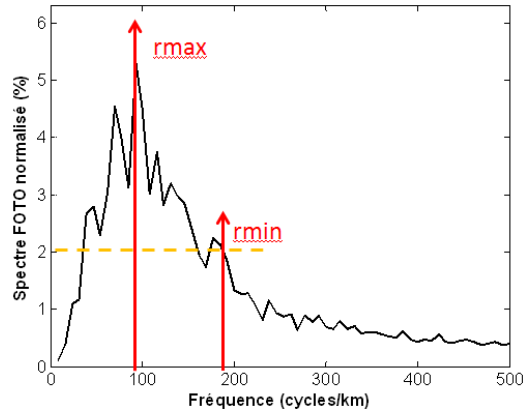
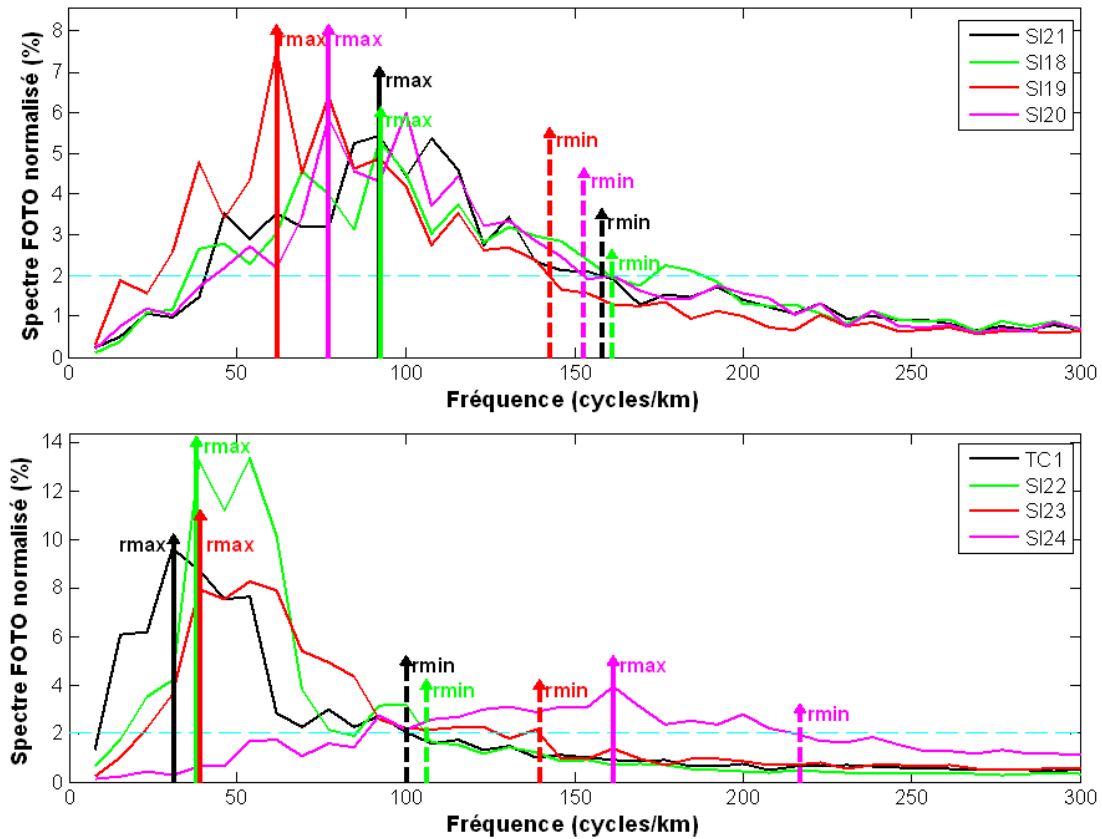


FIGURE 4.33 – Spectre FOTO pour calibrer l'intervalle de rayon.

FIGURE 4.34 – Calibration de l'intervalle de rayon à l'aide du spectre FOTO pour chaque parcelle (flèche pleine pour r_{max} et flèche pointillée pour r_{min}).

Les intervalles de rayon ainsi déterminés sont assez proches des intervalles $[r_{min}^{(2)}, r_{max}]$ de la table. 4.2, sauf les r_{max} de quelques parcelles adultes : SI22, SI23 et TC1, qui sont beaucoup plus grands que ceux de la table. 4.2. En effet, la canopée de ces deux parcelles n'est pas complètement fermée, et les trouées entre les grands houppiers augmentent, sur le spectre, la taille des structures périodiques apparentes autour de ces houppiers

dominants. En raisonnant comme si la canopée était fermée, la taille de houppiers est certainement surestimée. En effet, la taille de ces structures répétées correspond plutôt à la distance moyenne entre deux arbres dominants. Pour ces trois parcelles adultes, on a fait une comparaison de détection entre l'intervalle de rayon $[r_{min}^{(2)}, r_{max}]$ de la table. 4.2 et $[r_{min}, r_{max}]$ de la table. 4.3. Les résultats de la détection par PPM (Fig. 4.35) montrent une légère différence, mais une même tendance. En adoptant un r_{max} plus grand, moins d'arbres sont détectés avec aussi moins de fausses alarmes. Cependant, le score global est dégradé, ainsi que l'estimation du rayon. Cela confirme qu'il ne faut pas retenir pour la détection un r_{max} plus grand que le rayon des plus grands houppiers de la parcelle.

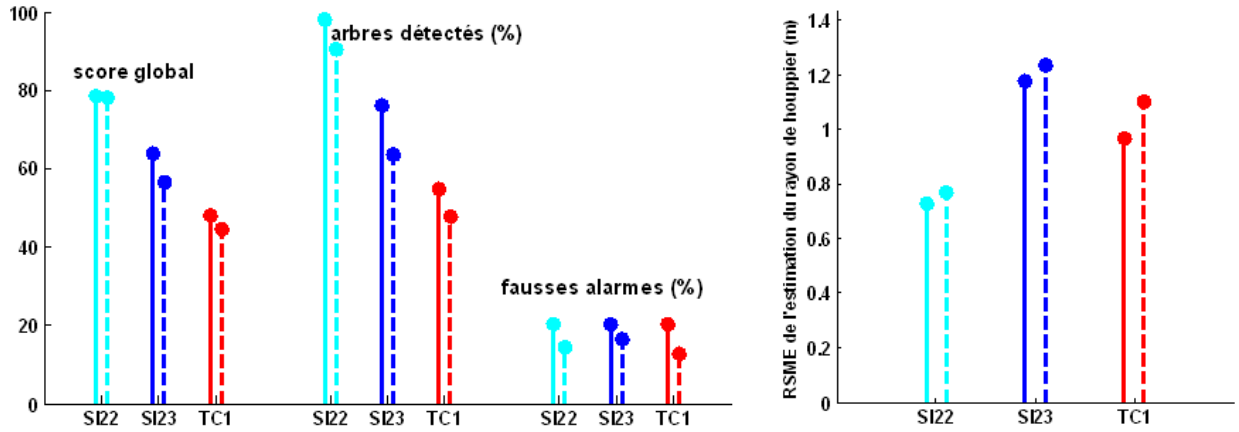


FIGURE 4.35 – Comparaisons de détections sur 3 parcelles en choisissant l'intervalle de rayon déterminé visuellement (ligne plein) et celui déduit par la méthode de FOTO (ligne pointillée).

4.4 Influence de la résolution spatiale et la taille de pixel

Pour chacune des 8 maquettes, trois images à différentes résolutions spatiales ou tailles de pixels sont obtenues par DART (partie 4.1.3). La fonction “imresize” en Matlab permet aussi de faire un sur-échantillonnage ou sous-échantillonnage d'image. Le sur-échantillonnage de l'image de canopée ne génère pas plus d'informations que celles déjà existantes. Mais, elle peut permettre à la méthode de détection par PPM de mieux localiser et dimensionner un disque [Zhou et al., 2012]. Néanmoins, l'influence de la résolution spatiale et la taille de pixel sur la détection peut être analysée à partir de ces images. Les images utilisées sont données dans la table 4.1. Les détections sont effectuées sur les 6 images, en gardant constants tous les paramètres de la méthode PPM, sur une même parcelle.

Les résultats de détection sur les 6 images sont illustrés dans la figure 4.36. Du point de vue du score global et du nombre de détections, il n'y a pas de grande différence entre les résultats sur différentes images pour la plupart des parcelles, sauf pour la parcelle très

jeune SI24, où le pourcentage d'arbres détectés diminue le plus avec l'augmentation de la taille de pixel. Cela peut être expliqué par le rapport entre la taille des petits houppiers dans cette parcelle et la taille de pixel d'image. Dans ce cas, une image à pixel plus fin permet de reconnaître des objets relativement petits par rapport à la résolution initiale d'image, car la taille d'objet devient largement plus grande que celle du pixel. Pour les autres parcelles, une image à pixel plus fin ne garantit pas un meilleur taux de détection. On peut dire que par rapport aux tailles de houppiers, même une taille de pixel de 1m est suffisante pour reconnaître les arbres dominants de chaque parcelle. Pour l'estimation de la taille de houppier, on constate qu'une légère amélioration apparaît sur les images initialement simulées (DART) à 1m par rapport à celles à 2m, dans la plupart de cas.

Cependant, une différence considérable en temps d'exécution est constatée avec la variation de la taille de pixel de l'image (voir la figure 4.37), surtout quand cette taille passe de 0,35m à 0,1m. En effet, le temps de détection explose vite quand la dimension d'image s'accroît en se servant du logiciel Matlab (une détection sur une image à pixel de 0.1m coûte environ 1 ou 2 heures selon la maquette, et sur une image à pixel de 0.35m elle coûte de 6 à 10 minutes). Comme compromis des résultats de détection et du temps d'exécution, l'image simulée initialement à 1m en DART apparaît la mieux adaptée pour l'étude des mangroves.

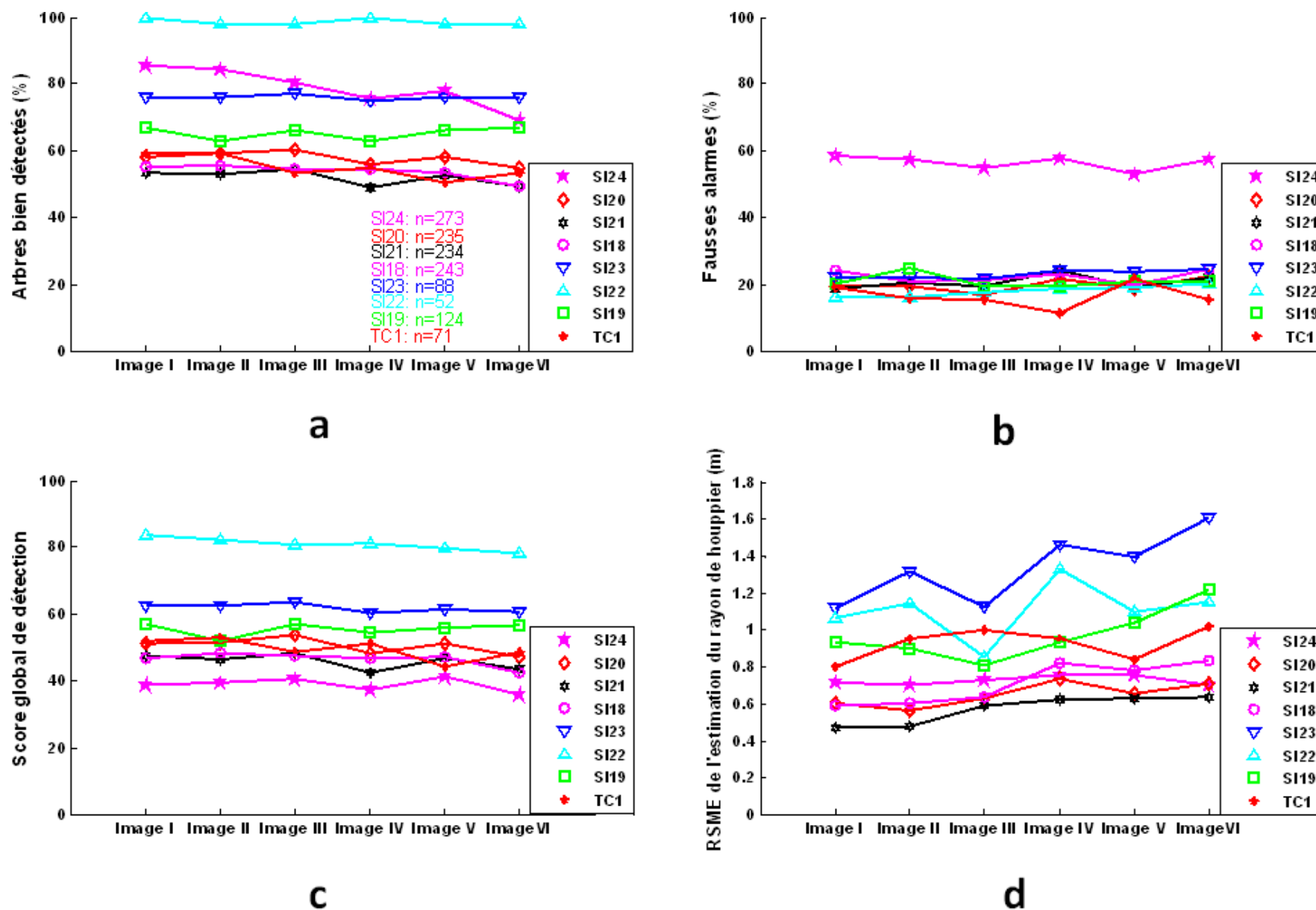


FIGURE 4.36 – Résultats de détection sur les images de différentes résolutions spatiales et tailles de pixels.

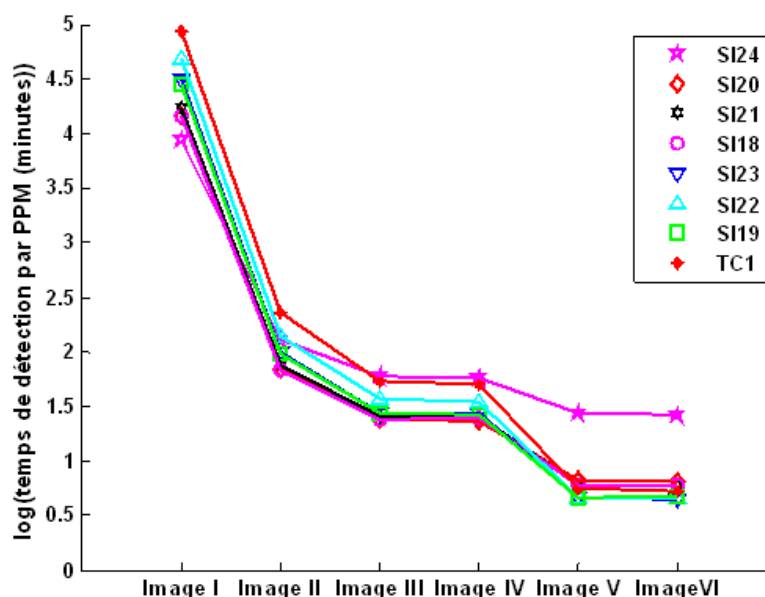


FIGURE 4.37 – Temps de détection par la méthode de PPM sur images de différentes résolutions spatiales et tailles de pixels.

4.5 Choix des arbres de référence

Dans les résultats de détection présentés précédemment, les arbres pris comme références de chaque parcelle sont ceux dont l'indice de fermeture est inférieur à 0.02, soit ceux de la première classe définie comme à la figure 4.14. Théoriquement, ce sont des arbres mieux illuminés par le soleil, donc plus faciles à reconnaître par la détection sur images optiques. Cela peut être confirmé si l'on analyse les arbres selon leur classe d'indice de fermeture. La figure 4.38 montre les nombres d'arbres détectés et non détectés dans chaque classe d'indice de fermeture. On voit que le pourcentage d'arbres détectés décroît vite avec l'augmentation de l'indice de fermeture. Peu d'arbres sont détectés pour les classes de 2 à 7, pour la plupart de parcelles. Pour la parcelle très jeune SI24, la densité de tiges élevée engendre une distribution d'arbres presque uniforme sur toutes les classes, une portion non négligeable de détections correspond donc à des arbres des classes de 2 à 7, ce qui explique que le nombre de fausses alarmes est toujours élevé sur cette parcelle dans les résultats présentés (Fig. 4.23, 4.24, 4.27 et 4.36). En effet, une partie des bonnes détections est déclarée comme des fausses alarmes parce que les arbres correspondants ne sont pas pris dans la référence.

Comme défini dans la partie 4.2 traitant de la sous-population détectable, différents critères peuvent être pris pour définir les arbres-références à analyser d'une parcelle. Ici, les résultats de détection sont également examinés à partir des références sélectionnées selon les deux autres critères (100 arbres les plus hauts et recouvrement).

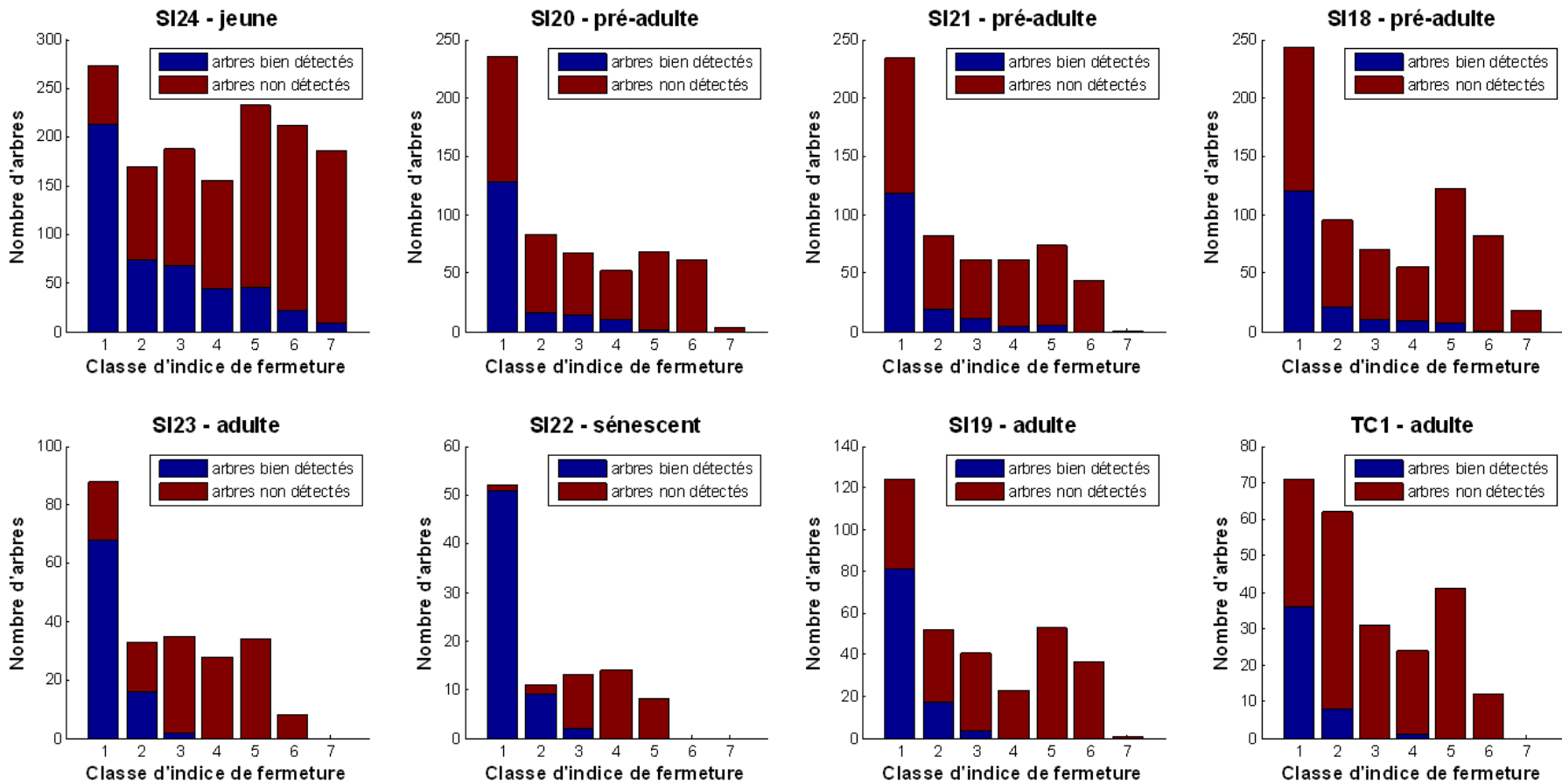


FIGURE 4.38 – Nombre d'arbres détectés par classes de l'indice de fermeture (cf. Fig. 4.14 pour la définition des classes).

Pour les 100 arbres les plus hauts par hectare (soit environ 169 arbres pour une parcelle de $130\text{m} \times 130\text{m}$), on regarde si ces arbres “dominants” sont bien détectés. La figure 4.39 montre le rapport entre les arbres bien détectés et non détectés de chaque parcelle. On constate que, plus la parcelle est jeune, plus la portion d’arbres “dominants” détectés est élevée. Cela provient de la définition des arbres dominants, basée sur un nombre fixe en ignorant le type de peuplement. Dans la parcelle très jeune, le nombre d’arbres dominants dépassent largement 100/ha, et les arbres sélectionnés dans la référence sont tous parmi les arbres réellement dominants visibles en canopée, donc faciles à détecter. Pour les parcelles adultes, la densité de tiges n’est pas très élevée (pour la parcelle SI22, seulement 58 arbres/ha), donc le nombre d’arbres dominants est même très inférieur à 100/ha (nombre qui n’est utilisé en foresterie que pour les peuplements à canopée fermée). Si l’on compte des arbres non dominants dans la référence, le taux de détection diminue évidemment. Une comparaison des nombres d’arbres de référence et le taux de détection, selon les trois critères de sélection, est illustrée dans la table. 4.4.

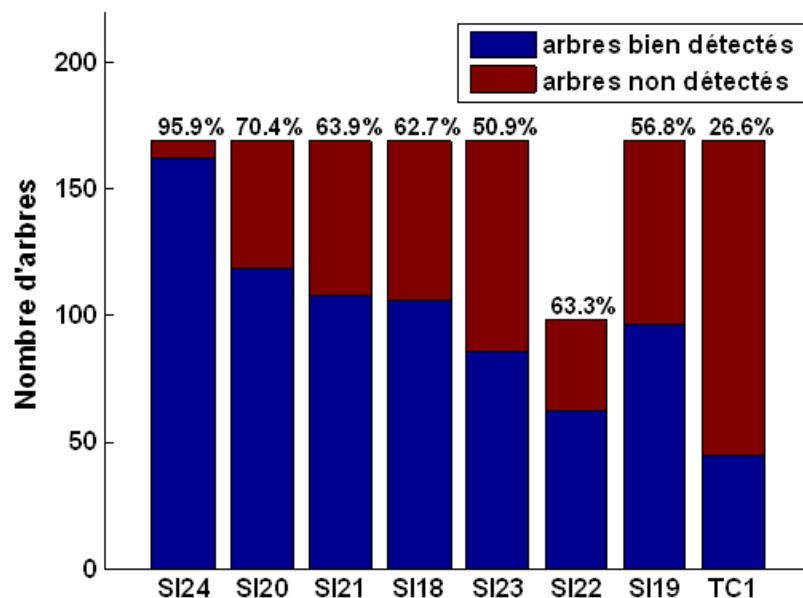


FIGURE 4.39 – Nombre et pourcentage d’arbres détectés pour les 100 arbres les plus hauts par hectare.

Les références sélectionnées selon le recouvrement entre houppiers contiennent les arbres dont les houppiers ne sont pas couverts par d’autres houppiers placés au-dessus. On autorise une portion d’un houppier recouvert inférieure ou égale à un seuil ϕ . La figure 4.40 montre les nombres d’arbres bien détectés parmi ces arbres sélectionnés, avec $\phi=20\%$, ce qui est la même valeur que le taux de recouvrement Θ autorisé entre disques dans la détection. On voit que le taux de détection est relativement bas sur les parcelles adultes (SI23, SI22, SI19 et TC1) et la parcelle très jeune SI24. En observant les références figurées sur les images (Fig. 4.9), on constate que les arbres sélectionnés par ce critère comprennent une grande partie des petits houppiers se trouvant dans les trous de la canopée, entre des grands. Ils sont non couverts mais pas dominants, dans ces parcelles. Ces arbres sont difficiles à détecter, du fait de l’ombrage par les autres arbres, donc font

Parcelle	Nombre d'arbres sélectionnés			Taux de détection (%)		
	Critère 1	Critère 2	Critère 3	Critère 1	Critère 2	Critère 3
SI18	169	749	243	62.7	71.7	49.4
SI19	169	173	124	56.8	68.3	65.3
SI20	169	181	235	70.4	76.3	54.9
SI21	169	187	234	63.9	70.7	50.4
SI22	98	131	52	63.3	63.8	98.1
SI23	169	94	88	50.9	53.4	77.3
SI24	169	123	273	95.9	49.5	77.7
TC1	169	84	71	26.6	47.6	50.1

TABLE 4.4 – Nombre d'arbres de référence sélectionnés par les trois critères (Critère 1 : les 100 arbres les plus hauts par hectare ; Critère 2 : recouvrement entre les houppiers ; Critère 3 : indice de fermeture).

baisser le taux de détection. Un filtre sur la hauteur d'arbre ou la taille de houppier sur les arbres de référence peut éventuellement améliorer le choix des arbres détectables dans ce cas. Mais cela amènerait à rajouter des paramètres et à augmenter la complexité du choix des références.

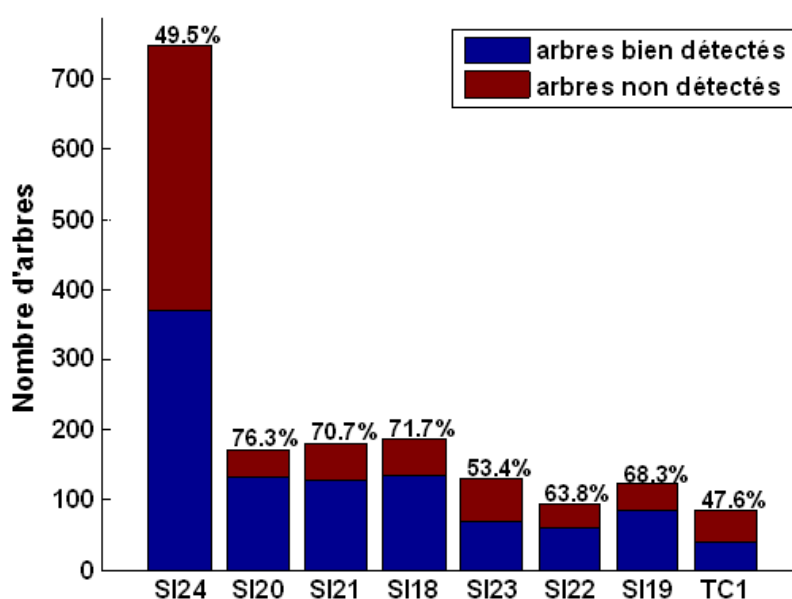


FIGURE 4.40 – Nombre et pourcentage d'arbres détectés pour les arbres sélectionnés selon le critère de recouvrement autorisé entre les houppiers.

En comparant les trois critères de sélection des arbres comme références, celui fondé sur l'indice de fermeture est le plus satisfaisant, en ce sens qu'il donne de meilleurs pourcentages de détection pour la plupart des parcelles, et paraît adéquat pour tester le potentiel réel de la méthode PPM. De plus, il correspond à un indice intuitif introduit au tra-

vers d'un raisonnement visant à caractériser l'accès à la lumière des arbres, en écologie forestière.

4.6 Analyse des résultats de détection pour la connaissance de la structure des peuplements

Les données les plus courantes relevées au sol pour caractériser la structure d'une forêt sont les mesures des DBH des arbres. D'un autre côté, la méthode de détection (et plus généralement d'étude de la canopée) vise à caractériser la distribution de taille des houppiers pour les arbres détectables. Pour un arbre, taille de houppier et DBH sont liés par des relations allométriques (e.g. [Antin et al., 2010, Muller-Landau et al., 2006a, Muller-Landau et al., 2006b]). La question est de savoir dans quelle mesure ces relations peuvent être retrouvées entre la distribution des DBH et la distribution des tailles de houppiers issue de la détection.

Une comparaison est donc effectuée entre la distribution des arbres en diamètre de tronc, mesurée sur le terrain dans les parcelles, et retranscrites dans les données de maquette (Fig. 4.41) et les rayons de houppiers déduits des disques détectés (Fig. 4.42). Pour les arbres des maquettes, seulement ceux dont l'indice de fermeture est inférieur à 0.02 sont pris en compte, or tous les disques détectés d'une parcelle contribuent à la distribution de rayon de houppier (pour permettre de comparer dans les situations réelles où l'on ne peut pas définir de références). Pour chaque parcelle, ces deux distributions sont qualitativement de formes assez similaires, avec notamment un mode à peu près distinguable (Fig. 4.42). Cela confirme que la détection par PPM peut donner des informations cohérentes sur la structure forestière au sens des mesures de DBH sur le terrain.

La relation entre le mode de la distribution des DBH (maquettes) et le mode de la distribution des rayons de houppiers détectés R est examinée en utilisant la régression linéaire entre les logarithmes des variables :

$$\log R = a + b \times \log D$$

avec R : le rayon du houppier et D : le diamètre du tronc.

Ce genre de modèles est également utilisé en forêt tropicales de terre ferme [Antin et al., 2010, Muller-Landau et al., 2006a, Muller-Landau et al., 2006b]. La figure 4.43 avec un coefficient de détermination de 0.69 indique que la relation reste assez cohérente sur l'ensemble des 8 structures forestières étudiées avec un coefficient de pente de 0.654, proche de celui appliqué dans les maquettes (0.667). Malgré la dispersion élevée probablement due à plusieurs facteurs (représentativité des modes dans les histogrammes, arbres dominants non détectés, erreurs d'estimations des tailles de houppiers, etc.), ce résultat provisoire reste, nous semble-t-il, prometteur et montre bien, en tout cas, les difficultés accrues rencontrées pour valider des méthodes de détection travaillant à l'échelle de l'arbre.

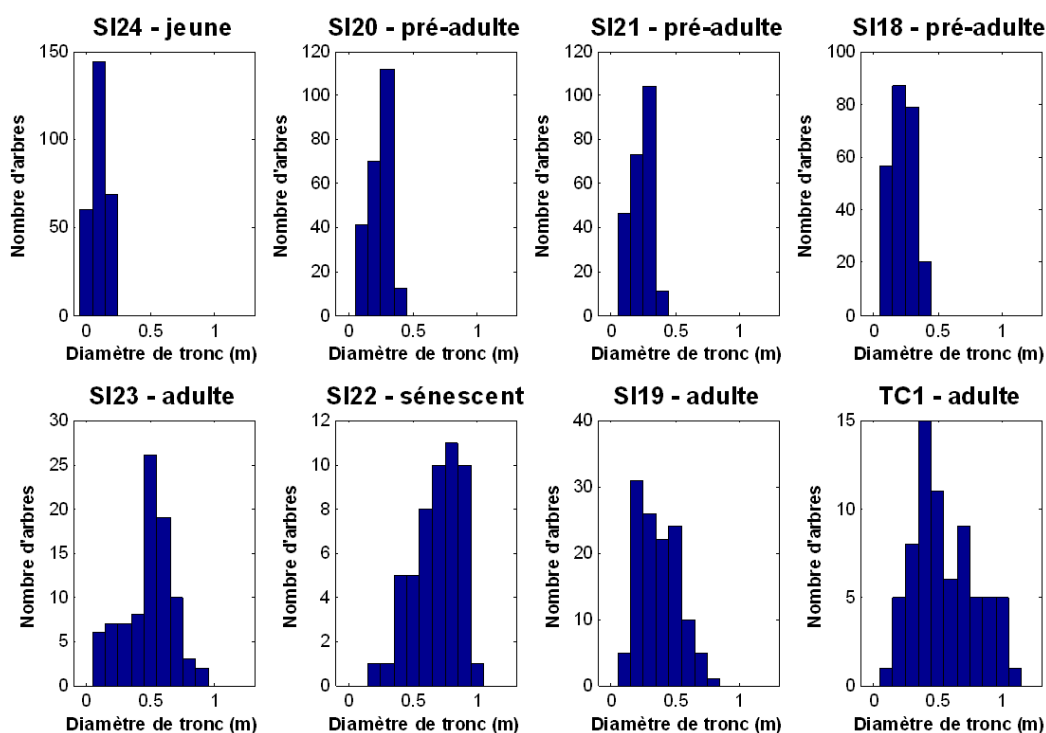


FIGURE 4.41 – Distribution des DBH (diamètres des troncs) d'arbres de référence (de la première classe d'indice de fermeture).

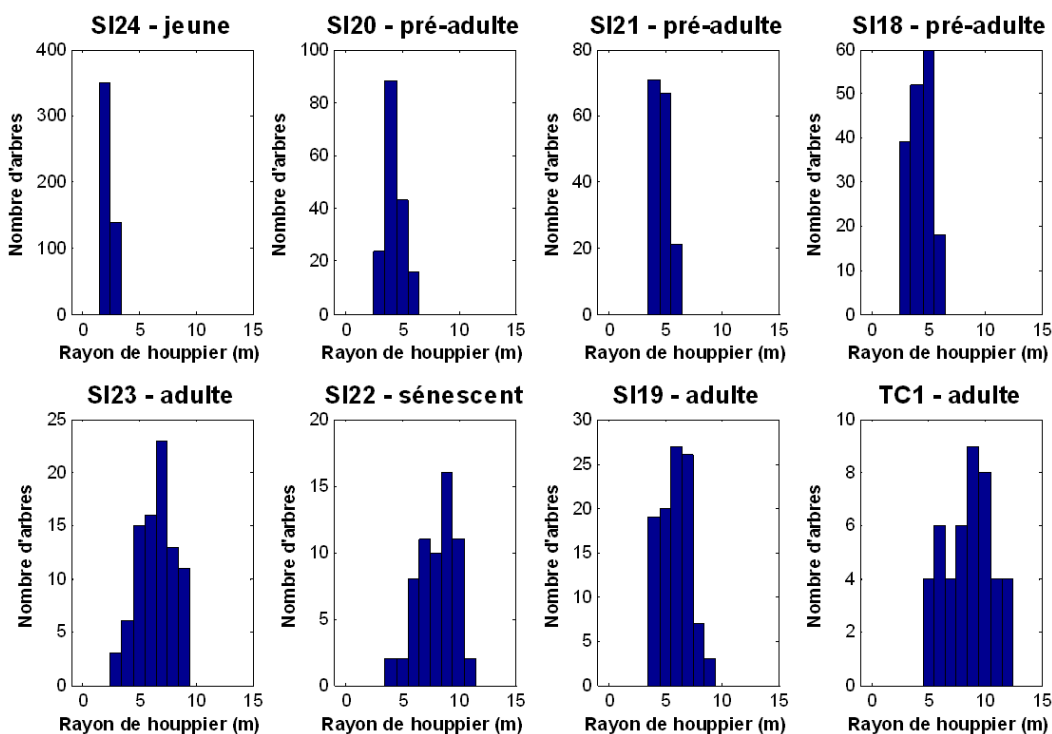


FIGURE 4.42 – Distribution des rayons des disques de détection.

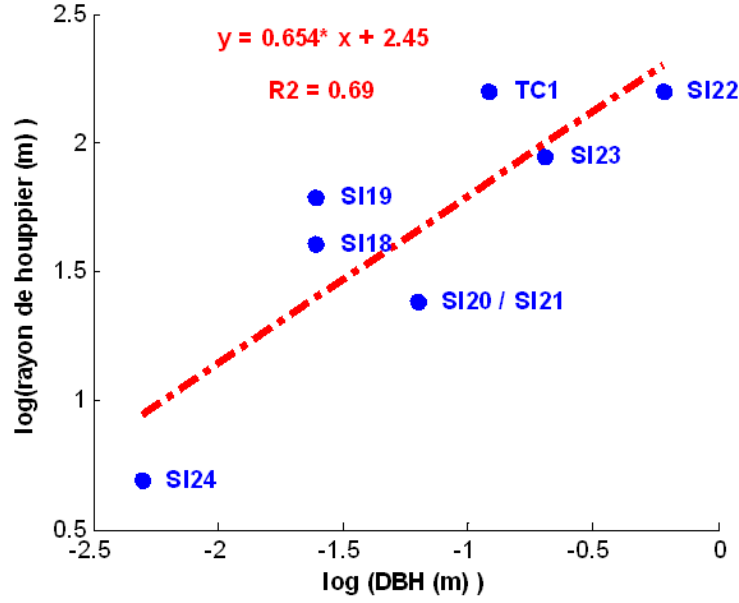


FIGURE 4.43 – Régression entre les modes des DBH (maquettes d’après mesures de terrain) et les modes des rayons de houppiers détectés dans les différentes parcelles.

4.7 Détection sur images réelles de mangrove

Après avoir testé la méthode de PPM sur des maquettes pour lesquelles les paramètres de structure forestière étaient connus, l’application de détection est ensuite portée sur une série d’images réelles de mangroves, qui sont à la taille de pixel d’1 mètre et de dimension 200m × 200m. Ici, nous ne présentons que les détections sur les images panchromatiques issues du satellite IKONOS. Dans [Zhou et al., 2010], nous avons déjà montré les détections sur les images LiDAR sur quatre (aux différents âges : jeune, mature et sénéscent) de ces parcelles (de dimension 100m × 100m pour chacune de ces quatre parcelles). Nous avons aussi fait une comparaison entre les détections sur images IKONOS et celles sur images LiDAR.

Le paramétrage commun de l’algorithme pour toutes les parcelles est défini comme suit :

- $T_0 = 800$ • $\delta_0 = 1000$
- $a_T = 0.995$ • $a_\delta = 0.998$
- $Nit = 5000$ pour le programme de recuit simulé, et
- $d_0 = 0.2$ en utilisant le test de *Student*
- $\Theta = 20\%$ comme recouvrement maximal entre disques.

La détermination de l’intervalle de rayon est également effectuée de deux façons : visuelle et par spectres de FOTO (Table. 4.5). Nous rencontrons plus de difficulté sur ces images réelles, car, même à l’œil, il est plus difficile de reconnaître des houppiers dominants. La figure 4.44 illustre la calibration des rayons par la méthode FOTO. On

voit que les spectres FOTO sur les parcelles jeunes (SI5, SI13, SI15, SI17) ne présentent pas des pics clairs, et les valeurs des ces spectres sont très faibles, inférieures à 2% (SI13, SI17). Nous avons donc pris les fréquences, à partir desquelles les spectres sont inférieurs à 1%, pour calculer les r_{min} de ces quatre parcelles.

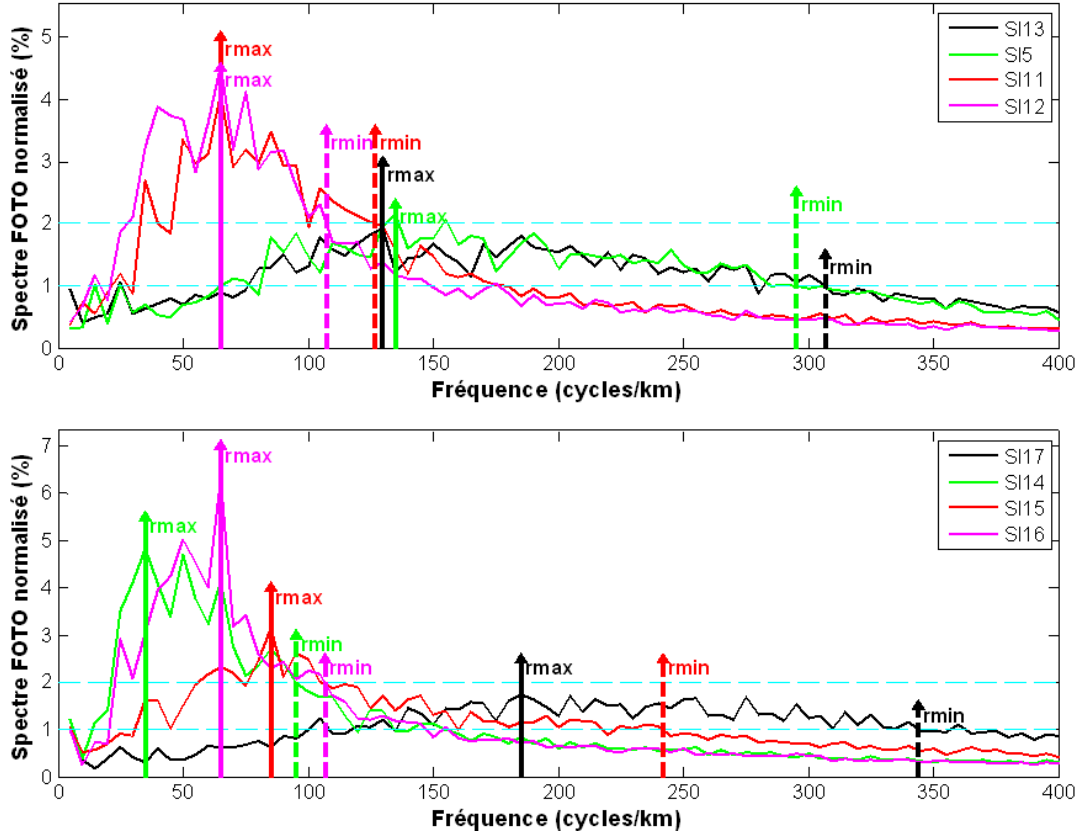


FIGURE 4.44 – Calibration de l'intervalle de rayon à l'aide du spectre FOTO pour chaque parcelle (flèche pleine pour r_{max} et flèche pointillée pour r_{min}).

Les résultats de détection sont présentés dans la figure 4.45 et la figure 4.46, avec le nombre d'arbres détectés donné dans la table.4.6.

Parcelle	Rayon déterminé visuellement		Rayon déterminé par FOTO	
	r_{min} (m)	r_{max} (m)	r_{min} (m)	r_{max} (m)
SI5	2	4	1.7	3.7
SI11	3	7	3.9	7.7
SI12	4	8	4.6	7.7
SI13	2	4	1.6	3.8
SI14	5	8	5.3	14.3
SI15	4	6	2.1	5.9
SI16	3	9	4.7	7.7
SI17	2	3	1.5	2.7

TABLE 4.5 – Intervalle de rayon calibré pour la détection de chaque parcelle.

Parcelle	Nombre d'arbres détectés	
	avec rayons déterminés visuellement	avec rayons déterminés par FOTO
SI5	795	928
SI11	276	228
SI12	212	202
SI13	771	926
SI14	167	89
SI15	291	398
SI16	205	197
SI17	1111	1444

TABLE 4.6 – Nombre d'arbres détectés dans chaque parcelle.

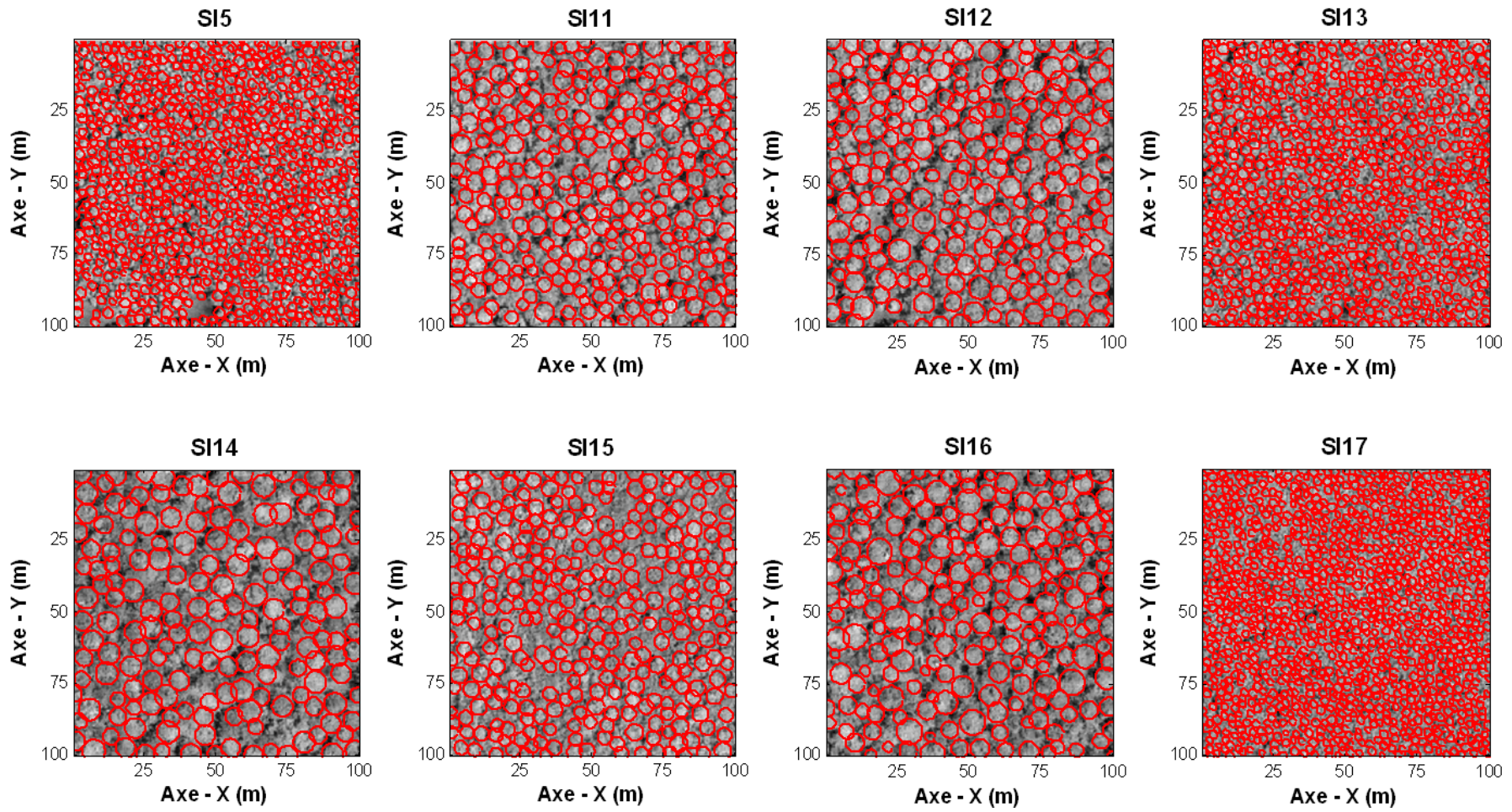


FIGURE 4.45 – Résultats de détection sur images IKONOS avec l'intervalle de rayon déterminé visuellement.

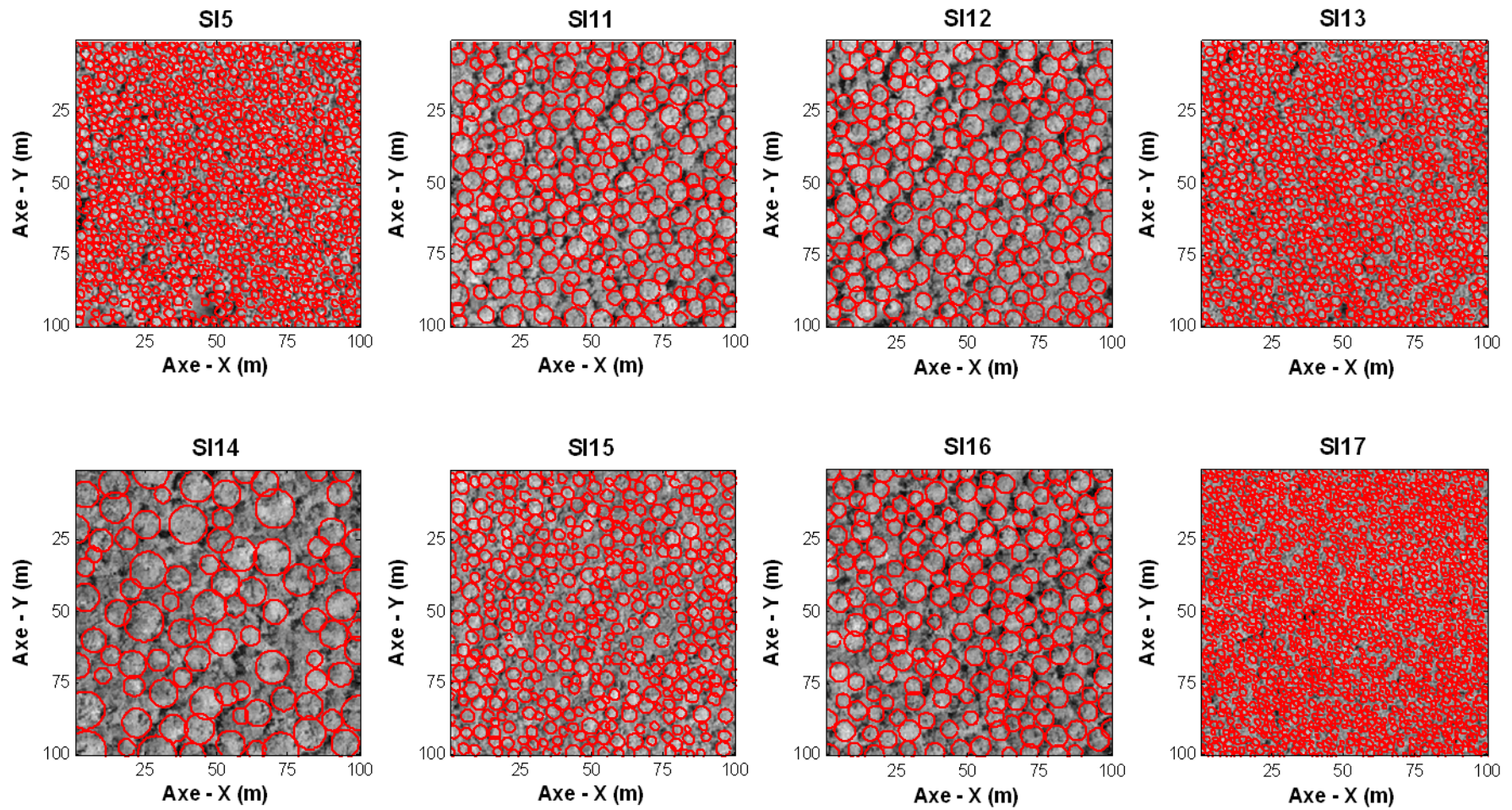


FIGURE 4.46 – Résultats de détection sur images IKONOS avec l'intervalle de rayon déterminé par spectres FOTO.

Les positions et les tailles de houppiers n'étant pas mesurées sur le terrain pour tous les arbres de chacune des parcelles, nous ne pouvons pas évaluer ici la qualité de détection comme dans le cas des images simulées. Nous ne pouvons comparer que la distribution de DBH issue des inventaires de terrain avec la distribution de taille de houppiers détectés (Fig. 4.47). Les pentes des régressions ainsi obtenues sont respectivement 0.64 pour celle dérivée des images IKONOS et 0.678 pour celle dérivée des images LiDAR (Fig. 4.47). Comparées avec la valeur théorique, qui est de 0.667, toutes les deux sont très proches. Cela confirme que la détection par PPM a un certain potentiel pour les analyses des structures forestières dans ce type de peuplement, ceci bien qu'elle ne puisse pas détecter tous les arbres des parcelles. Étant donné que les mangroves guyanaises sont très dynamiques, la transformation en une dizaine d'années des jeunes stades (forte densité d'arbres de petits houppiers) vers des stades adultes à moindre densité d'arbres et plus gros houppiers pourrait être observable par détection de houppiers sur des images de télédétection THRS disponibles sur la région depuis les années 2000.

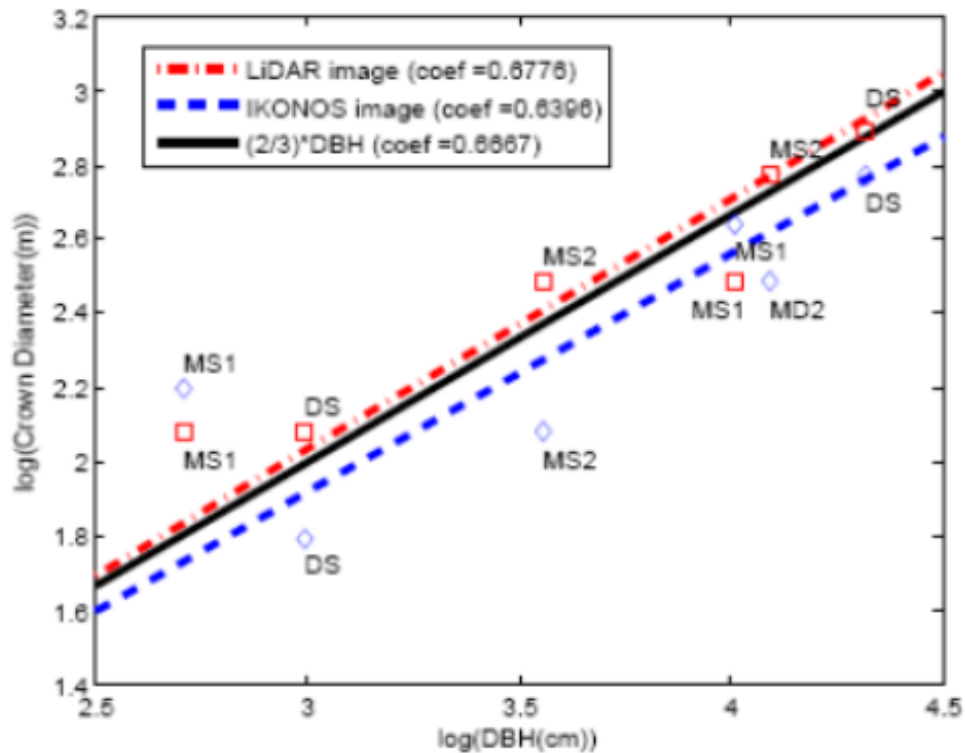


FIGURE 4.47 – Régression entre les modes des DBH et les modes des rayons de houppiers détectés pour les quatre parcelles utilisées dans [Zhou et al., 2010]. Les carrés en rouge indiquent les résultats issus de l'analyse de l'image IKONOS alors que les losanges en bleu donnent ceux issus de l'analyse du modèle numérique de canopée LiDAR.

Chapitre 5

Applications sur les plantations d'*Eucalyptus*

Dans cette partie, nous présentons les résultats de détection sur une plantation d'*Eucalyptus* au Brésil. Nous rappelons que l'objectif de détection est de suivre la croissance des jeunes stades et d'identifier des zones où les arbres ne poussent pas bien (forte mortalité ou extension de houppiers sensiblement plus faible que la croissance moyenne).

La détection est appliquée premièrement sur quatre petites placettes d'étude, avec des mesures de diamètres de houppier. L'évaluation de la détection est ensuite faite sur le comptage d'arbres et l'estimation de la taille de houppiers. Puis, on applique la méthode sur 18 parcelles de 50m*50m délimitées sur les images mais non visitées sur le terrain, afin de tester la qualité de détection sur différentes zone de la plantation. Dans ce cas, seules des informations sur les positions des arbres sont disponibles, telles que déterminées visuellement sur les images par deux experts ayant travaillé indépendamment. Enfin, on applique la détection sur toutes les plantations pour établir une carte de densité locale. Les résultats de ces deux derniers points sont présentés dans l'article accepté à "Forest Ecology and Management" [Zhou et al., 2012] (Annexe A).

Rappelons-nous que les images utilisées sont des images panchromatiques à pixel de 0.5m, prises à trois dates différentes : mai, août 2010 et janvier 2011 (Table 2.3 du chapitre 2).

5.1 Détection sur quatre placettes d'étude

5.1.1 Mesures réalisées sur les parcelles témoins

Dans les quatre petites placettes d'étude (notées P1, P2, P3 et P4), les mesures de terrain sont effectuées sur 84 arbres (14 arbres consécutifs d'un même rang sur 6 rangs consécutifs), soit une surface approximative de 0.04 ha. Les mesures comprennent la hauteur d'arbre et les diamètres de houppier dans la direction du rang et dans celle perpendiculaire aux rangs. Ces mesures ont été réalisées par G. Le Maire (UMR TETIS & ECO&SOLS)

en mai et août 2010. Elles correspondent aux 6^{ème} mois et 9^{ème} mois de plantation, soit les mêmes périodes que les acquisitions d'images. La localisation de chaque arbre n'a pas été enregistrée sur le terrain, faute de GPS différentiel mais est repérée par un expert visuellement sur l'image.

Dans cette étude, le diamètre équivalent d'un houppier est pris comme la moyenne des diamètres mesurés dans les deux directions. La figure 5.1 illustre des houppiers mesurés dans deux placettes (P1 et P2). Nous observons que, dans P1, une partie des arbres présente des croissances de houppiers plus faible que la moyenne sur toute la plantation, et dans P2, presque tous les arbres présentent des croissances à peu près identiques. Les arbres dans les placettes P3 et P4 sont plutôt dans la même situation que P2.

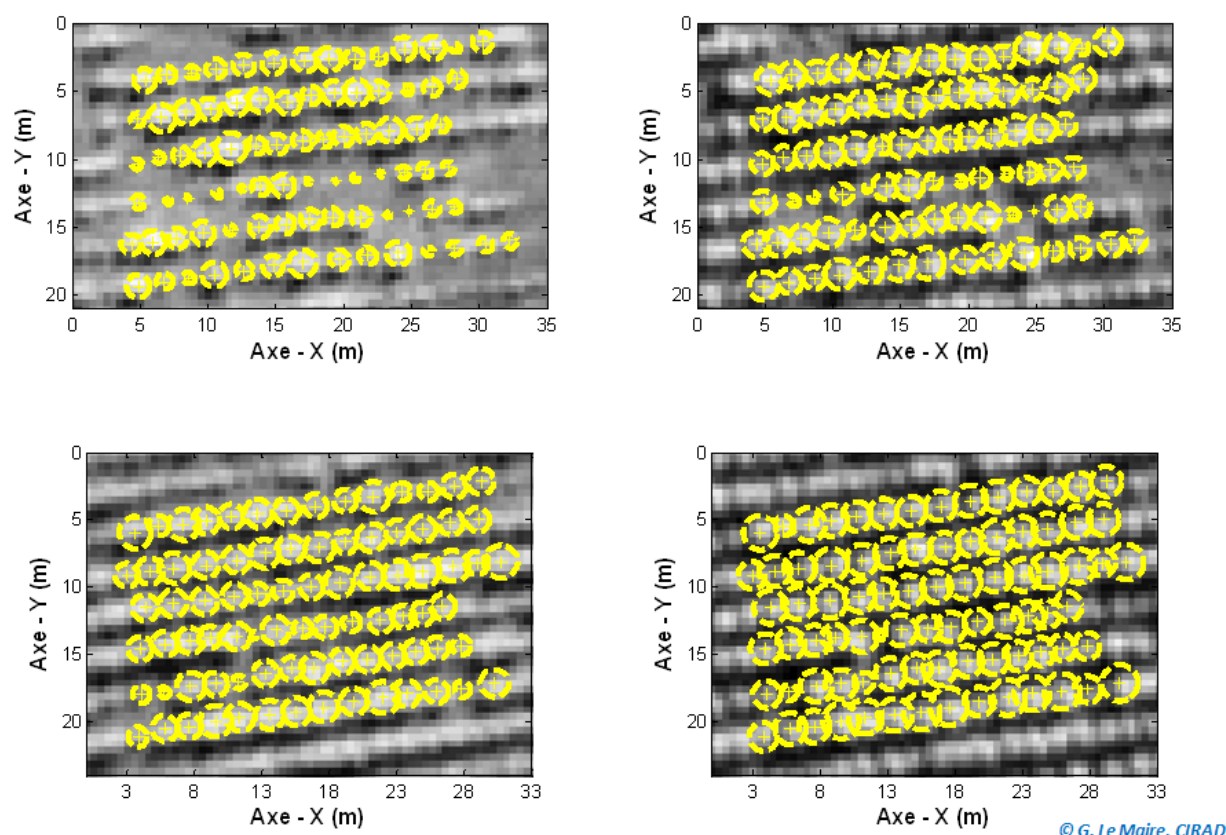


FIGURE 5.1 – Inventaires de 84 arbres sur deux placettes P1 et P2 (en haut à gauche : P1 en mai ; en haut à droite : P1 en août ; en bas à gauche : P2 en mai ; en bas à droite : P2 en août).

5.1.2 Détection sur des images originales

Pour le paramétrage de la méthode de PPM, nous avons gardé les valeurs adaptées à la détection des houppiers dans les forêts, suite aux études de sensibilité effectuées sur les

mangroves. Ces paramètres sont :

- $T_0 = 800$ • $\delta_0 = 1000$
- $a_T = 0.995$ • $a_\delta = 0.998$
- $Nit = 5000$ pour le programme de recuit simulé, et
- $d_0 = 0.2$ en utilisant le test de *Student*
- $\Theta = 20\%$ comme recouvrement maximal entre disques.

La convergence des processus est bien vérifiée et confirmée dans la détection sur les images extraites de ces 4 placettes. Remarquons que toutes les images extraites ont les mêmes dimensions, d'environ $50m \times 55m$, dans cette étude. La figure 5.2 montre un exemple des évolutions d'énergie totale et du nombre d'arbres détectés pendant deux détections sur une même image extraite : une à pixel de 0.5m, et l'autre sur-échantillonnée à pixel de 0.1m. Dans les deux cas, les processus convergent vers un état stable.

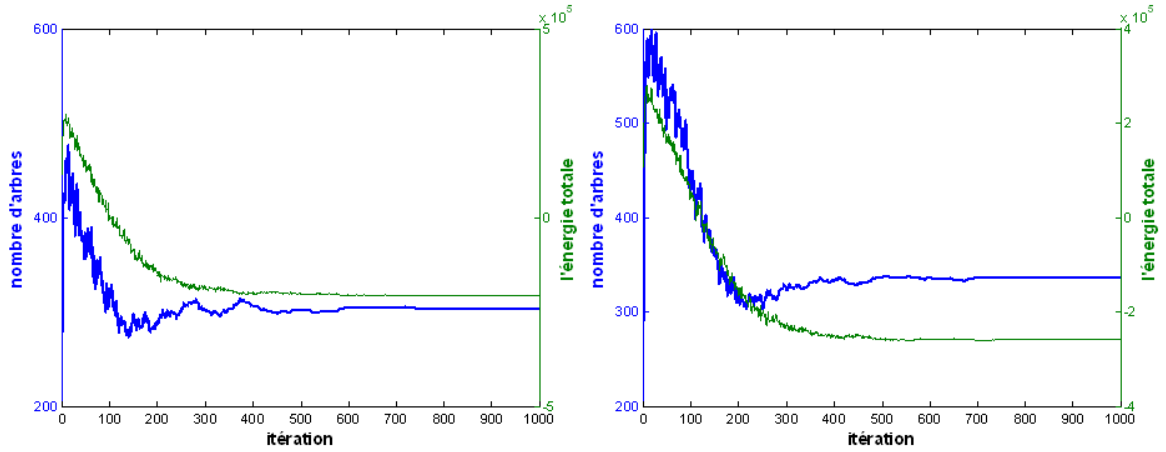


FIGURE 5.2 – Evolutions d'énergie totale et du nombre d'arbres détectés pendant deux détections sur une image extraite (à pixel de 0.5m à gauche et à pixel de 0.1m à droite).

Contrairement aux forêts naturelles de mangrove, les positions des eucalyptus sont imposées dans la plantation dès la semence, et tous les arbres ont le même âge, donc à peu près la même taille de houppier. Or, cette taille est très limitée par l'espace entre les arbres. Sur les images à pixel de 0.5m, les houppiers d'eucalyptus apparaissent très petits, par rapport à ceux des mangroves. L'intervalle de rayon est donc plus petit dans la détection. Nous avons testé deux intervalles pour chaque parcelle et à chaque date (Table. 5.1). Le premier contient un gradient de rayons qui comprend presque toutes (au moins 85% dans une parcelle et plus dans les autres) les valeurs mesurées sur les houppiers, et le deuxième, plus serré, qui comprend seulement les tailles de houppiers de la majorité des arbres. Dans le deuxième intervalle, plus serré, on limite par $r_{min}^{(2)}$ (Table. 5.1) pour assurer que l'on a au moins 70% des arbres dans une parcelle et plus dans les autres. On limite par $r_{max}^{(2)}$ (Table. 5.1), représentant la distance de 2 mètres entre deux arbres voisins. Parce que la distance moyenne entre deux arbres du même rang est d'environ 2 mètres,

on limite donc le $r_{max}^{(2)}$ à 1 mètre afin d'éviter des détections de plusieurs arbres groupés par un unique disque (phénomène déjà constaté dans l'application aux mangroves et la détection des eucalyptus quand r_{max} est plus grand qu'1 mètre). Dans ce cas, on peut ne retenir que très peu d'arbres dans certaines parcelles à certaines dates.

Date	Placette	Intervalle 1		Intervalle 2	
		$r_{min}^{(1)}$ (m)	$r_{max}^{(1)}$ (m)	$r_{min}^{(2)}$ (m)	$r_{max}^{(2)}$ (m)
Mai	P1	0.3	1	0.5	0.9
	P2	0.6	1.2	0.8	1
	P3	0.6	1.1	0.7	1
	P4	0.5	1.1	0.6	1
Août	P1	0.4	1.1	0.7	1
	P2	0.7	1.3	0.7	1
	P3	0.9	1.3	0.8	1
	P4	0.7	1.3	0.7	1
Janvier	P1	0.8	1.3	0.8	1
	P2	0.8	1.3	0.8	1
	P3	0.8	1.3	0.8	1
	P4	0.8	1.3	0.8	1

TABLE 5.1 – Intervalle de rayon pour chaque parcelle à chaque date.

Les résultats de détection sont évalués sur les 84 arbres mesurés de chaque parcelle. La figure 5.3 montre les statistiques pour le score global, le pourcentage d'arbres détectés et les fausses alarmes.

En janvier, la méthode de détection rencontre de grands problèmes, on constate que moins d'arbres sont bien détectés, avec un nombre très élevé de fausses alarmes. Notons que nous avons pris les mêmes valeurs de référence de tailles de couronnes en août et en janvier, parce que nous n'avons pas les mesures des tailles de houppiers en janvier, et, comme en août les houppiers ont déjà commencé à se toucher, il est raisonnable de penser qu'il n'y aura pas de grande croissance sur les houppiers après cela. Remarquons que pour le mois d'août, les r_{max} sont tous pris à 1m, limités par la distance théorique entre deux arbres. En janvier, c'est-à-dire après 14 mois de plantation, la canopée de la forêt est complètement fermée, le manque de contraste entre houppiers rend difficile la détection sur cette image (Fig. 5.4). Cela confirme que le suivi de plantations d'*Eucalyptus* doit être réalisé dans la première année de croissance. De ce fait, nous n'utiliserons que les images de mai et d'août dans la suite.

En comparant les résultats selon les deux intervalles de rayon, on constate qu'ici, on a une meilleure détection avec un intervalle de rayon plus serré (intervalle 2) qu'avec un intervalle plus large (intervalle 1) en général (plus d'arbres détectés et moins de fausses alarmes), ce qui n'est pas la même situation que pour la détection de mangrove. En effet, en présence des recouvrements entre houppiers, avec un grand r_{max} , le phénomène de sous-détection de deux arbres voisins englobés dans un grand disque se produit comme dans le cas des mangroves (Fig. 5.5). Cela dégrade le taux d'arbres bien détectés. Or, en limitant

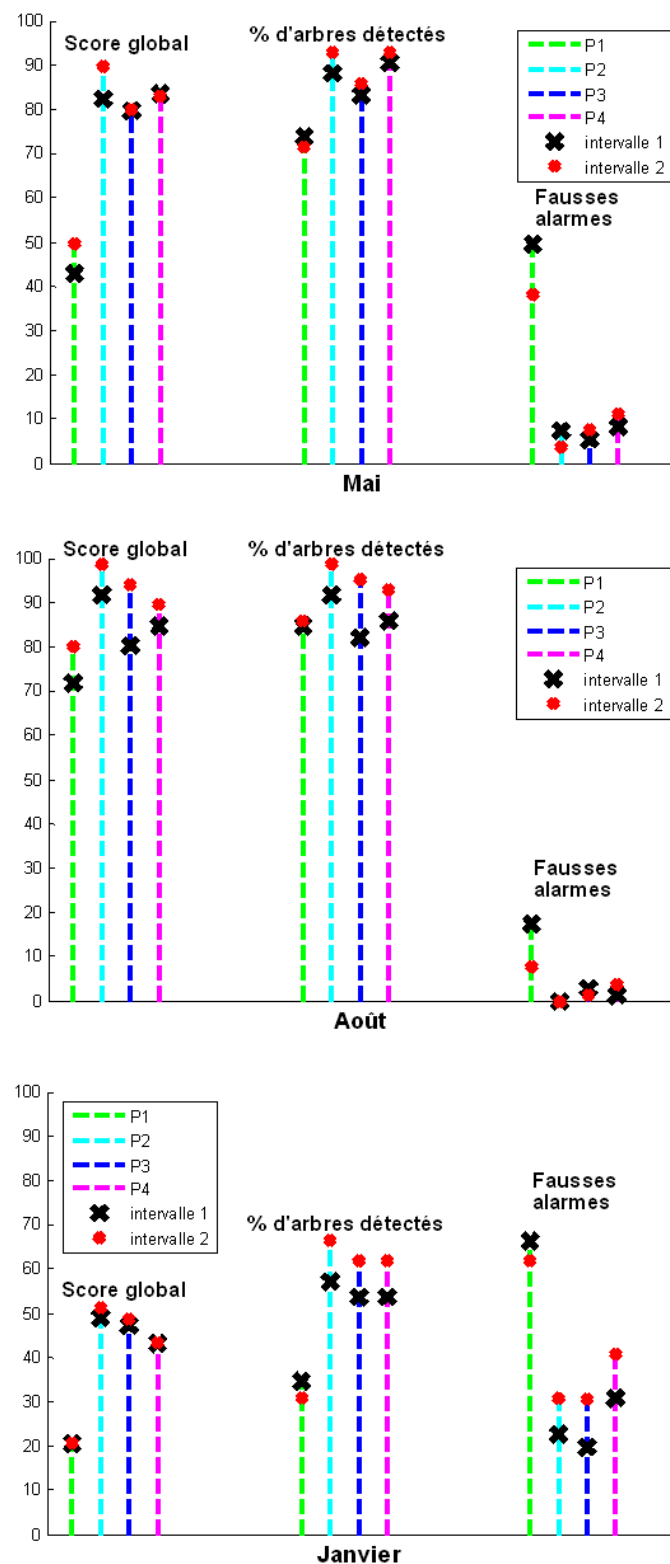


FIGURE 5.3 – Résultats de détection sur les images originales de la plantation d'*Eucalyptus* (score global, pourcentage d'arbres détectés et fausses alarmes).

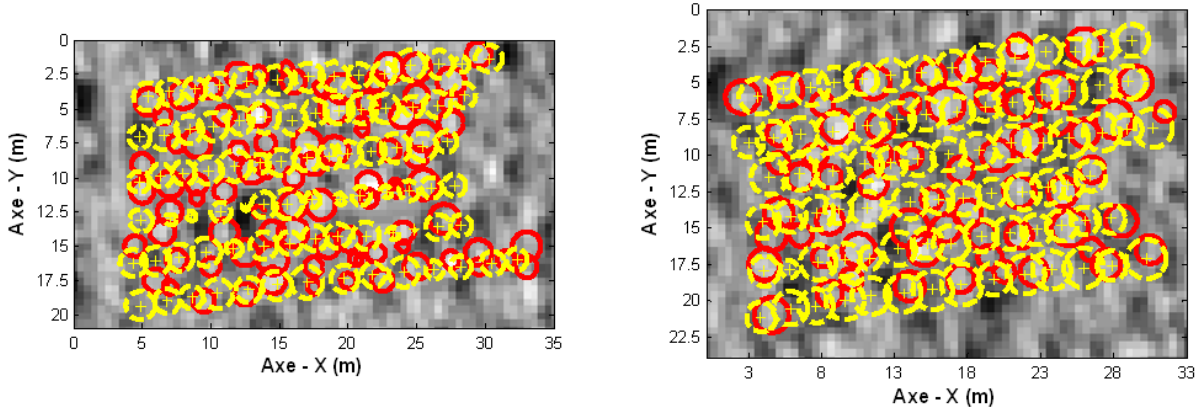


FIGURE 5.4 – Détection sur les images de janvier sur P1 (à gauche) et P2 (à droite) (cercles jaunes : références par mesures de terrain pour les tailles de houppiers et interprétation visuelle pour les positions ; cercles rouges : détections).

r_{max} à 1 mètre (intervalle 2), ce phénomène est éliminé. D'autre part, en acceptant un r_{min} très petit, surtout s'il est inférieur à la taille de pixel (le cas de P1), de nombreuses fausses détections sont produites entre houppiers, ou un seul houppier est détecté par plusieurs disques (Fig. 5.6). En fait, la détection par PPM est basée sur le contraste entre l'intensité des pixels dans les disques et dans leur voisinage, tel qu'évalué par le test de *Student*. Si les disques deviennent très petits (quelques pixels), le test de *Student* est sensible à une faible nuance de valeurs. En conséquence, beaucoup de fausses alarmes sont introduites. Dans ce cas, il vaut mieux prendre un r_{min} plus grand afin d'augmenter la proportion des bonnes détections. Donc, dans la suite, nous n'utiliserons pour la détection que l'intervalle 2 de la table 5.1 (en gras).

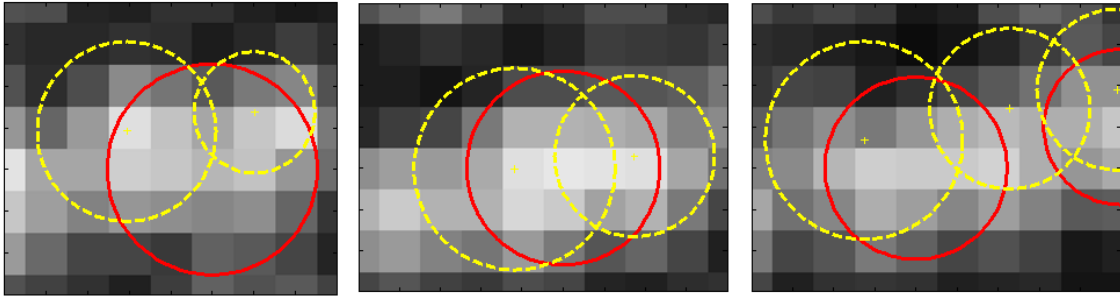


FIGURE 5.5 – Illustrations de détections erronées où deux arbres sont détectés par un seul grand disque (cercles jaunes : références par mesures de terrain pour les tailles de houppiers et interprétation visuelle pour les positions ; cercles rouges : détections).

Pour toutes les placettes, la détection sur l'image d'août est meilleure (les scores globaux sont 80 pour P1, et supérieurs à 90 pour P2, P3, P4) que pour celle de mai. Cela est plus clair sur la placette P1, où les croissances des arbres sont plus lentes que sur les autres. En mai, une partie des houppiers sont encore très petits et donc durs à détecter, et trois mois plus tard, la croissance de ces houppiers facilite la détection, d'où une

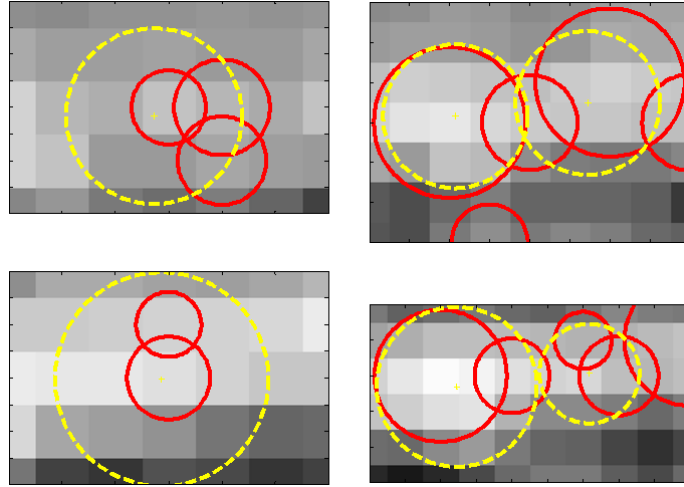


FIGURE 5.6 – Illustrations de détections erronées où un arbre est détecté par plusieurs disques (cercles jaunes : références par mesure de terrain pour les tailles de houppiers et interprétation visuelle pour les positions ; cercles rouges : détections).

augmentation du score global d'une valeur de 30 (Fig. 5.3).

L'estimation de la taille des houppiers détectés, en utilisant l'intervalle 2, est illustrée par la figure 5.7, pour chaque placette. Pour l'image d'août, les houppiers ont tendance à être sous-estimés dans les placettes P2, P3 et P4 (les nuages des points verts sont un peu décalés vers la droite par rapport à la droite $x = y$). Cela est cohérent avec l'imposition du r_{max} à 1 mètre. Pour P1, on ne trouve pas ce biais, car les houppiers ont des tailles plus petites. Mais on note la présence de nombreuses omissions et fausses détections. Dans la détection sur l'image de mai, les nuages de points (rouges) semblent plus dispersés dans la plupart des cas (P1, P3 et P4), surtout les tailles des plus petits houppiers sont largement surestimées (les points en haut à gauche dans le premier quadrant). Cela n'est pas le résultat que l'on voudrait avoir, parce que l'on cherche à identifier plutôt des zones où les arbres poussent mal, caractérisées par des houppiers petits. Or, les surestimations de la taille risquent de masquer ces zones. Cette situation est beaucoup moins fréquente pour la détection sur l'image d'août. Cela confirme que la détection en août est plus favorable pour le suivi de plantations d'*Eucalyptus*, car presque tous les grands houppiers sont détectés correctement, bien que l'on ne puisse pas exiger une très bonne précision sur l'estimation de leurs tailles.

En conclusion, pour le suivi de cette plantation d'*Eucalyptus* par la méthode de détection par PPM, il faut choisir une période bien adaptée, où les houppiers ont bien grandi mais avant que la canopée soit complètement fermée.

5.1.3 Détection sur images sur-échantillonnées

Dans le chapitre précédent (mangroves), le sur-échantillonnage des images n'a pas apporté d'améliorations significatives dans la détection, car les houppiers étaient déjà assez grands par rapport à la taille de pixel de l'image initialement simulée. Dans ce

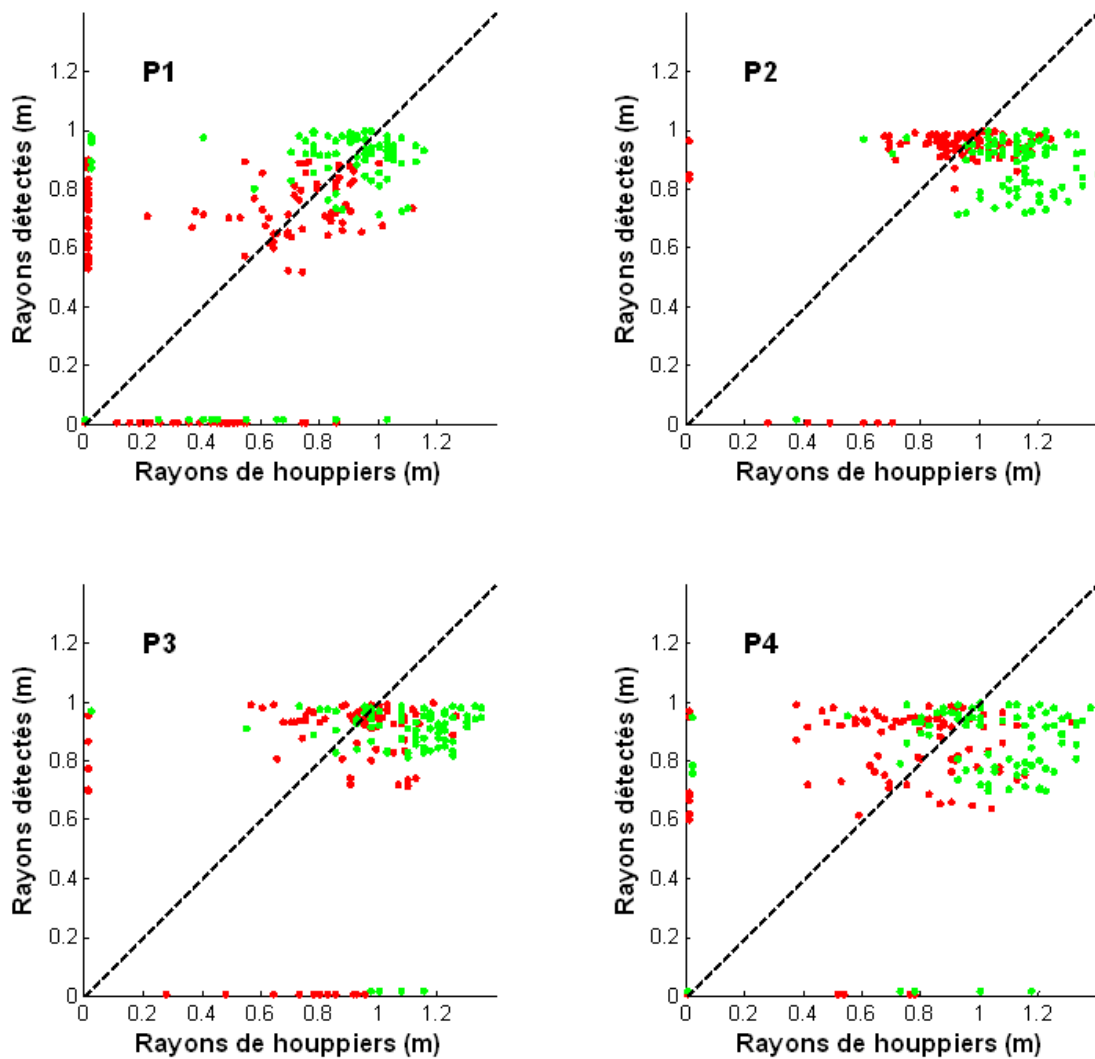


FIGURE 5.7 – Estimation de la taille de houppiers (points rouge : en mai ; points verts : en août ; points non situés sur les axes : rayons des houppiers bien détectés ; points sur l’axe X : rayons des houppiers non détectés ; points sur l’axe Y : rayons des disques des fausses détections).

chapitre, les tailles des houppiers d’eucalyptus sont très proches de la taille de pixel des images originales, nous voulons donc voir si une image à pixel plus fin peut améliorer éventuellement les résultats de détection.

Pour ce faire, nous avons appliqué une convolution bi-cubique [Thévenaz et al., 2009] (fonction “imresize” avec option “bicubic” en Matlab) aux images de mai et d’août. Les images originales sont sur-échantillonnées 5 fois pour obtenir des images à pixel de 0.1m. Remarquons qu’il n’y a pas d’information introduite par la convolution par rapport aux images originales.

Les résultats de la détection (avec intervalle 2 de la table 5.1) sur ces nouvelles images sont montrés sur la figure. 5.8 pour les statistiques de détection et sur la figure 5.9 pour l’estimation de la taille des houppiers.

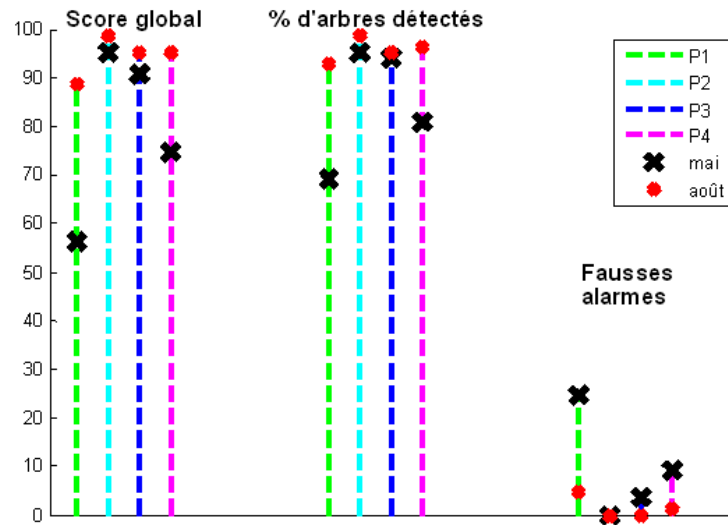


FIGURE 5.8 – Résultats de détections sur les images (mai et août) sur-échantillonnées de la plantation d'*Eucalyptus* (score global, pourcentage d'arbres détecté et fausses alarmes).

Les scores de détection sont légèrement augmentés, dans presque tous les cas, sur les images sur-échantillonnées à pixel de 0.1m (la table 5.2 montre les statistiques de détection pour cette comparaison, les meilleurs scores sont marqués en gras), sauf pour P4 en mai, où moins d'arbres sont détectés. On remarque surtout que moins de fausses alarmes sont présentes dans ces détections, ce qui augmente considérablement la confiance que l'on peut avoir par rapport aux résultats. Avec moins de perturbations dues aux fausses détections, on peut se concentrer sur les omissions. On constate que la plupart des omissions sont produites sur les petits houppiers (Fig. 5.10), dont la taille est largement au-dessous de la moyenne de la plantation. En fait, ces arbres sont généralement moins hauts que les arbres voisins; les petits houppiers ne créent pas beaucoup d'ombre sur les images. Avec la résolution spatiale proche de leur taille, ils sont noyés dans l'environnement sur les images. Or, ces arbres sont bien mesurés sur le terrain. Leurs omissions sont, par conséquent, déclarées dans les résultats de la détection.

Quelques omissions sont également produites sur des grands houppiers dans P3 et P4, cela est causé par le fort chevauchement entre deux houppiers, où par une très faible réflectance d'un arbre particulier (Fig. 5.11). Néanmoins, le nombre d'omissions sur les grands houppiers est très limité.

Ce résultat est bien adapté pour le suivi de plantation, comme dans ce cas, le nombre de détections reflète la quantité d'arbres qui poussent normalement. Si l'on applique la détection sur une surface beaucoup plus large, la densité locale déduite des résultats de détection nous aide à qualifier la croissance des eucalyptus afin d'identifier les zones à problèmes. Pour cela, bien évidemment, on doit vérifier la qualité de détection sur des parcelles extraites dans les différentes zones de la plantation, dont les conditions locales, par exemple l'orientation des rangs, peuvent influencer éventuellement les résultats de la détection.

En conclusion, la qualité de détection est dépendante de la taille de pixel de l'image

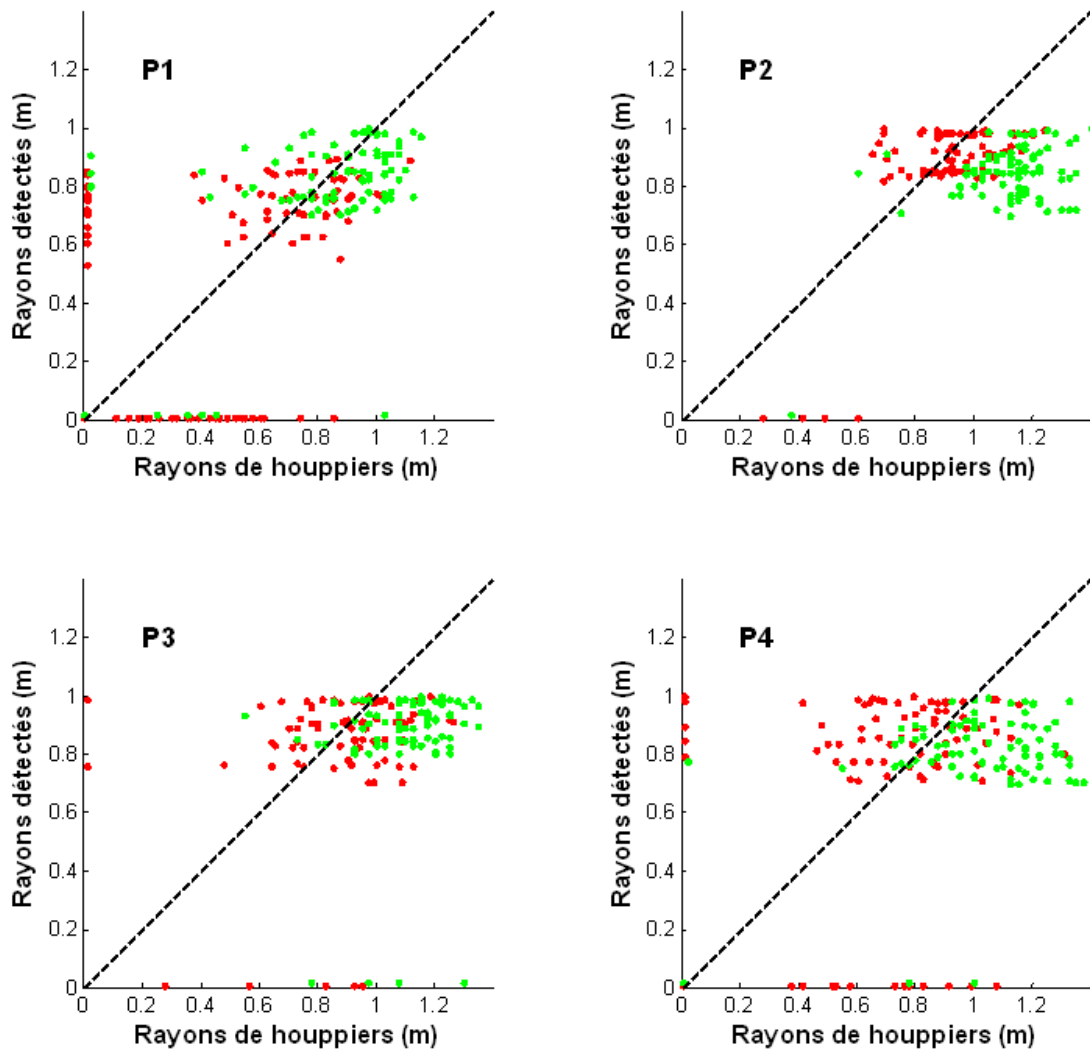


FIGURE 5.9 – Estimation de la taille de houppiers (points rouge : en mai ; points verts : en août ; points non situés sur les axes : rayons des houppiers bien détectés ; points sur l'axe X : rayons des houppiers non détectés ; points sur l'axe Y : rayons des disques des fausses détections).

dans cette étude. Une image à pixel plus fin, obtenue par une convolution simple, permet d'apporter des informations plus fiables par l'approche PPM pour le suivi de plantation, d'autant que ce type de sur-échantillonnage est facilement réalisé et généralisé sur des images de grande taille.

5.1.4 Détection multi-temporelle

L'idée développée dans ce paragraphe est d'explorer le potentiel d'une analyse combinée de plusieurs images de la même plantation acquises durant la première année. Une méthode pour détecter les arbres en utilisant deux images simultanément a donc été développée en référence à la méthode de PPM (cf. partie 3.2.3-c5). Nous nous servons des

Date	Placette	Score global		Arbres détectés (%)		Fausses alarmes (%)	
		p = 0.5m	p = 0.1m	p = 0.5m	p = 0.1m	p = 0.5m	p = 0.1m
Mai	P1	49.6	56.3	71.4	69.0	38.1	24.7
	P2	89.7	95.2	92.9	95.2	3.7	0
	P3	80.0	90.8	85.7	94.0	7.7	3.7
	P4	83.0	74.7	92.9	81.0	11.4	9.3
Août	P1	80.0	88.6	85.7	92.9	7.7	4.9
	P2	98.8	98.8	98.8	98.8	0	0
	P3	94.1	95.2	95.2	95.2	1.2	0
	P4	89.6	95.3	92.9	96.4	3.7	1.2

TABLE 5.2 – Comparaison entre les résultats de détection sur images originales et sur-échantillonnées (“p” : signifie la taille de pixel).

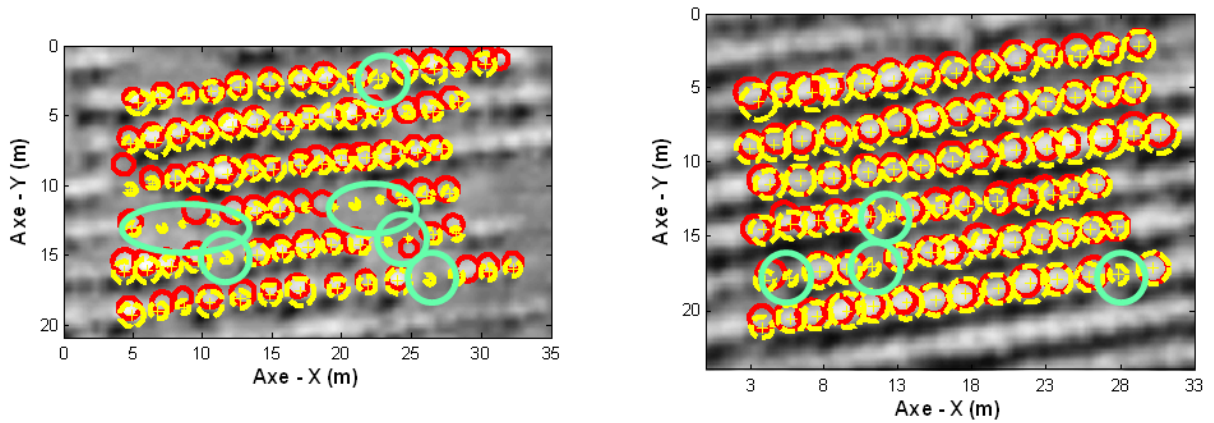


FIGURE 5.10 – Détections sur l’image sur-échantillonnée de mai pour P1 (à gauche) et pour P2 (à droite) (cercles jaunes : références ; cercles rouges : détections ; zones entourées en vert : omissions).

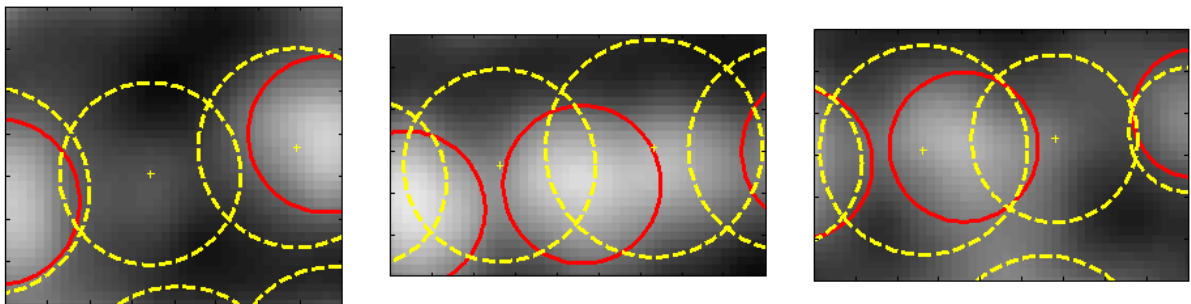


FIGURE 5.11 – Extraites de détection sur P3 et P4 de l’image sur-échantillonnée d’août (cercles jaunes : références par mesures de terrain pour les tailles de houppiers et interprétation visuelle pour les positions ; cercles rouges : détections).

deux images de mai et d'août, dont la superposition est réalisée par le géo-référencement de ces deux images. Un sur-échantillonnage de niveau 5 (pixels de 0,1 m) est effectué sur les deux images originales pour obtenir un meilleur résultat, comme démontré dans la partie précédente.

Sur ces deux images, prises à 3 mois de décalage, nous cherchons les mêmes arbres en tenant compte de leurs croissance pendant cette période. C'est-à-dire un arbre détecté doit présenter la même localisation sur les deux images, mais la taille de houppier peut varier selon les images, à condition que le houppier détecté sur l'image d'août soit plus grand que celui sur l'image de mai (Fig. 5.12). Ici, un arbre est modélisé en tant qu'objet de la façon suivante :

$u_i = (x, y, r^{(1)}, r^{(2)})$, u_i représente un arbre/objet composé de deux disques concentriques, localisé en (x, y) de chaque image, avec $r^{(1)}$ le rayon du disque sur l'image de mai et $r^{(2)}$ le rayon du disque sur l'image d'août, et $r^{(1)} < r^{(2)}$.

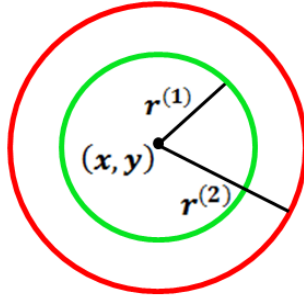


FIGURE 5.12 – Modélisation d'un arbre sur deux images simultanément.

Rappelons-nous que la combinaison des informations dans les deux images doit être exprimée dans les modèles d'énergie. Pour l'énergie a priori, les mêmes contraintes sont imposées sur les objets, c'est-à-dire qu'un (car pris en compte par le non-recouvrement) recouvrement maximal (20%) est toléré entre deux objets. Ce dernier est pris en compte sur les disques détectés sur l'image d'août.

L'énergie d'attache aux données d'un objet est une fonction de l'énergie de chaque disque sur l'image correspondante (on les note $U_d^{(1)}(u)$ pour le disque sur l'image de mai et $U_d^{(2)}(u)$ celui sur l'image d'août comme dans le chapitre 3). La combinaison peut être définie de façons différentes selon la pondération de chacune des deux. Par exemple, ici, nous montrons les résultats selon trois ratios différents : 1) l'énergie est mesurée uniquement sur le disque présentant le plus forte attache aux données parmi les deux (équation (3.18) du chapitre 3), c'est le cas pour [Zhou et al., 2011] ; 2) l'énergie est prise comme la moyenne des deux énergies (équation (5.1)) ; 3) plus de poids (80%) est accordé à l'attache aux données la plus forte (l'équation (5.1)). Les trois définitions sont notées M1, M2 et M3 respectivement dans la suite.

$$U_d(u) = \frac{1}{2} \times \left(U_d^{(1)}(u) + U_d^{(2)}(u) \right) \quad (5.1)$$

$$U_d(u) = 80\% \times \min \left(U_d^{(1)}(u), U_d^{(2)}(u) \right) + 20\% \times \max \left(U_d^{(1)}(u), U_d^{(2)}(u) \right) \quad (5.2)$$

Les résultats de détection sont montrés dans la table 5.3 (la mise en correspondance pour la validation est effectuée entre les références en août et les disques détectés sur l'image d'août). Pour les scores de détection, on ne trouve pas de grandes différences selon les trois définitions de l'énergie. Cependant, pour la définition M1, on trouve plus de fausses alarmes par rapport aux deux autres. En effet, la détection dans ce cas est sensible aux faibles variations d'intensité sur n'importe quelle image, c'est moins robuste quand on prend une seule image. Les détections sur P1 sont illustrées dans la figure 5.13 pour cette comparaison. Dans les détections selon M2 et M3, qui se ressemblent beaucoup, les petits houppiers ne sont pas détectés, malgré leurs croissances sur l'image d'août. Cela prouve que le choix de la pondération entre les énergies sur chaque image influence la détection multi-temporelle. Dans le cadre de cette thèse, nous n'avons testé que ces trois fonctions simples en raison du manque de temps.

Placette	Score global			Arbres détectés (%)			Fausses alarmes (%)		
	M1	M2	M3	M1	M2	M3	M1	M2	M3
P1	74.3	76.7	76.7	89.3	78.6	78.6	18.5	2.9	2.9
P2	95.3	95.2	95.2	96.4	95.3	95.2	1.2	0	0
P3	90.1	88.1	94.0	97.6	88.1	94.0	7.9	0	0
P4	83.2	90.6	87.1	94.0	91.7	88.1	12.2	1.3	1.3

TABLE 5.3 – Résultats de détection multi-temporelle selon les trois définitions M1, M2 et M3 de l'énergie d'attache aux données.

Un avantage de la détection temporelle, c'est la possibilité de prendre en compte la croissance des houppiers d'arbres individuels. En principe, celle-ci peut-être obtenue directement par la variation de la taille des disques individuels détectés sur deux images. Ces résultats sont illustrés à la figure 5.14, pour des arbres bien détectés, en comparaison avec les croissances mesurées sur le terrain. On constate que, pour la plupart des arbres, les croissances des houppiers sont sous-estimées. Cela est probablement causé par la sous-estimation de la taille de houppiers en août, problème déjà rencontré dans la partie précédente. A part cela, les nuages de points sont très dispersés, ce qui signifie que ces résultats ne sont pas très précis. (Sachant qu'avec ces images satellites, nous travaillons dans le cas limite : les houppiers d'eucalyptus sont très petits comparés à la résolution des images). De plus, l'image de mai n'est pas très performante pour cette détection. Il est donc difficile, compte tenu du matériel disponible, d'obtenir une bonne précision sur la croissance des houppiers à partir de la détection multi-temporelle. Néanmoins, les intérêts et potentiels de cette nouvelle approche de détection sont suggérés ici.

5.2 Détection sur une grande surface de plantation

Cette partie est présentée au travers de l'article “Mapping local density of young *Eucalyptus* plantations by individual tree detection in high spatial resolution satellite images”

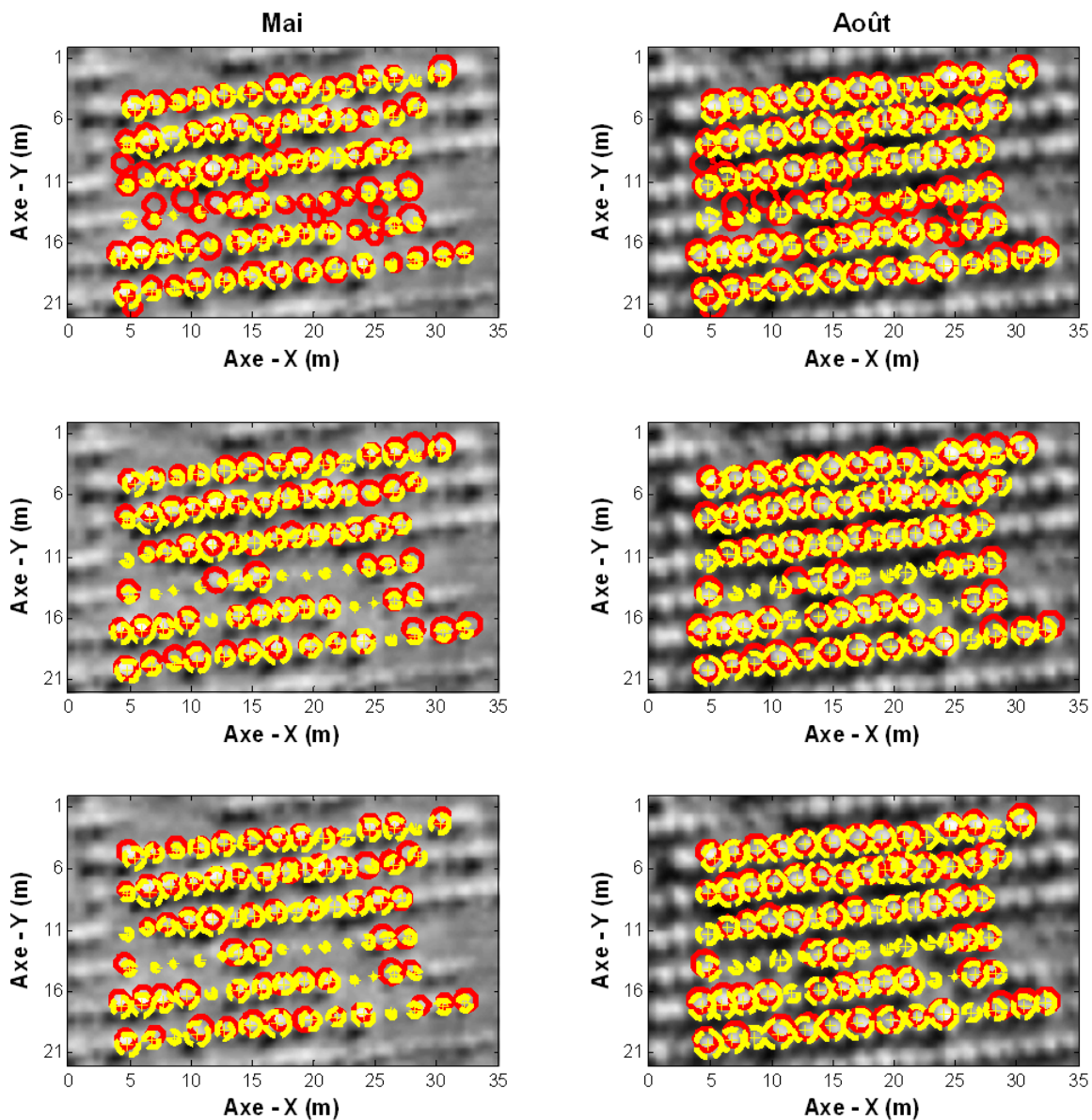


FIGURE 5.13 – Détections multi-temporelles sur la placette P1 selon différentes définitions de l’énergie d’attache aux données (figures en haut : M1 ; au milieu : M2 ; en bas : M3 ; cercles jaunes : références par mesures de terrain pour les tailles de houppiers et interprétation visuelle pour les positions ; cercles rouges : détections).

([Zhou et al., 2012], Annexe A), soumis à “Forest Ecology and Management” (accepté avec modifications mineures).

5.2.1 Résumé de l’article

La densité locale d’arbres peut varier dans les jeunes plantations d’*Eucalyptus*, sous les effets des conditions environnementales ou des gestions inadéquates. Il est nécessaire

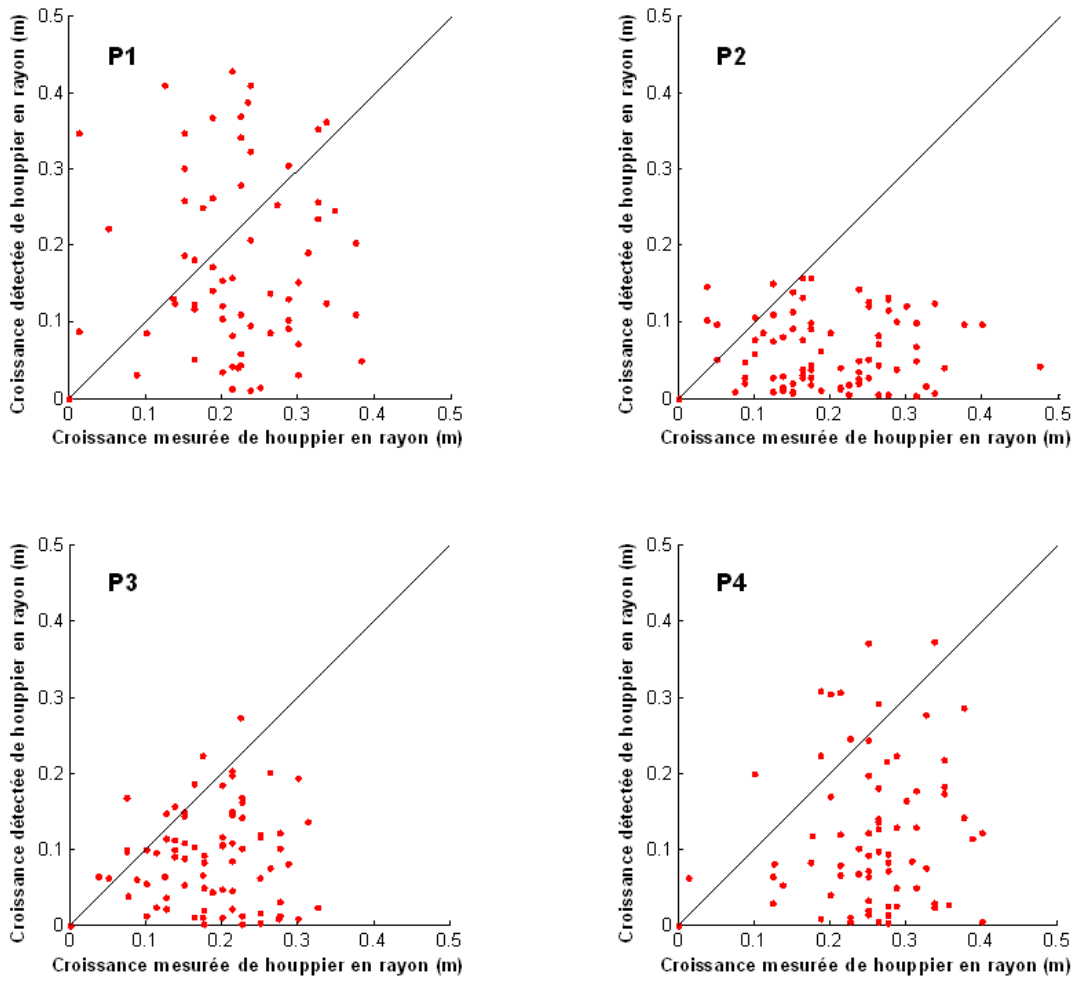


FIGURE 5.14 – Croissances de houppiers estimées en rayon sur images sur-échantillonnées.

de cartographier ces variations sur des grandes surfaces car elles ont un impact significatif sur la biomasse finale récoltée. Les images optiques satellitales à haute résolution spatiale montrent le potentiel de fournir des informations cruciales sur la densité d'arbres, à un coût abordable pour la gestion forestière. Ici, nous testons la capacité de cette technique prometteuse pour cartographier la densité locale des arbres d'eucalyptus jeunes et petits dans une plantation large au Brésil. Nous utilisons trois images panchromatiques de WorldView acquises à une résolution de 50cm, aux différents dates correspondant à l'âge d'arbres de 6, 9 et 13 mois, et définissons un indice global de précision pour évaluer la qualité des résultats de détection. Le meilleur accord entre les densités locales obtenues par détection visuelle et par le modèle des processus ponctuels marqués a été constaté à 9 mois, avec très peu d'omissions et de fausses alarmes, et une sous-estimation stable de 4% du nombre d'arbres sur tout gradient de densité. Nous avons validé la capacité de l'approche MMP pour détecter les arbres âgés de 9 mois, à travers d'une comparaison avec les densités locales collectées sur 112 parcelles d'environ 590m² et ayant de 1360 à 1700 arbres par hectare (Fig. 5.15). Nous avons obtenu une bonne corrélation ($r^2 = 0.88$) avec une erreur quadratique moyenne de 31 arbres/ha. Nous avons généralisé la détection

pour établir une carte de densité locale sur toute la plantation. Les résultats montrent que la densité locale d'arbres n'est pas uniformément répartie même dans une plantation d'*Eucalyptus* bien contrôlée et intensivement gérée (Fig. 5.16), il faut donc la surveiller et cartographier. L'utilisation de l'approche par processus ponctuels marqués est ensuite discutée en ce qui concerne les caractéristiques des peuplements (fermeture de canopée), les dates d'acquisition et des recommandations pour le paramétrage de l'algorithme.

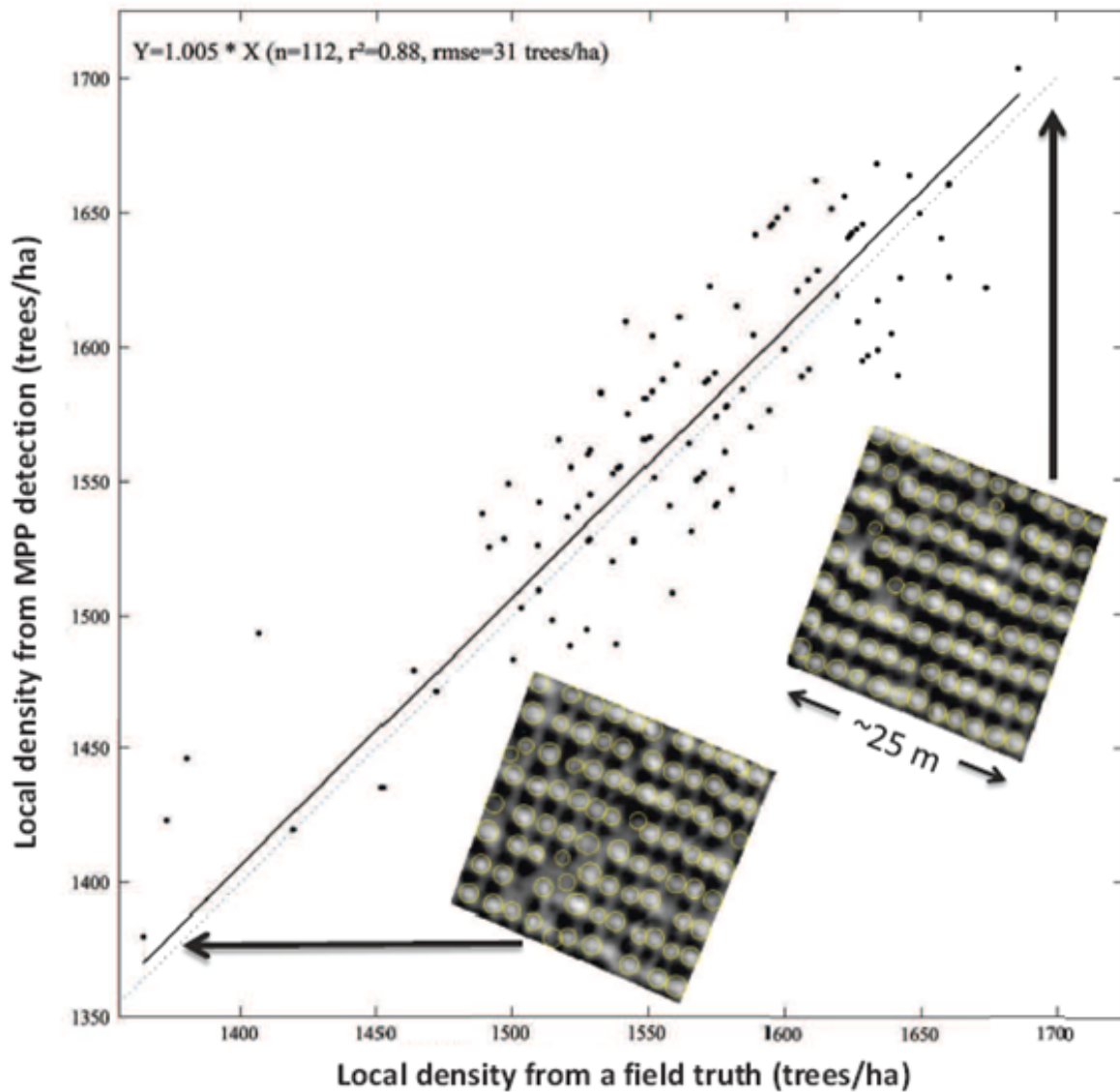


FIGURE 5.15 – Comparaison entre les densités locales collectées sur terrain et détectées par PPM, avec illustrations de deux parcelles de densités d'arbres contrastées (la droite représente la régression sous forme $y = k \times x$).

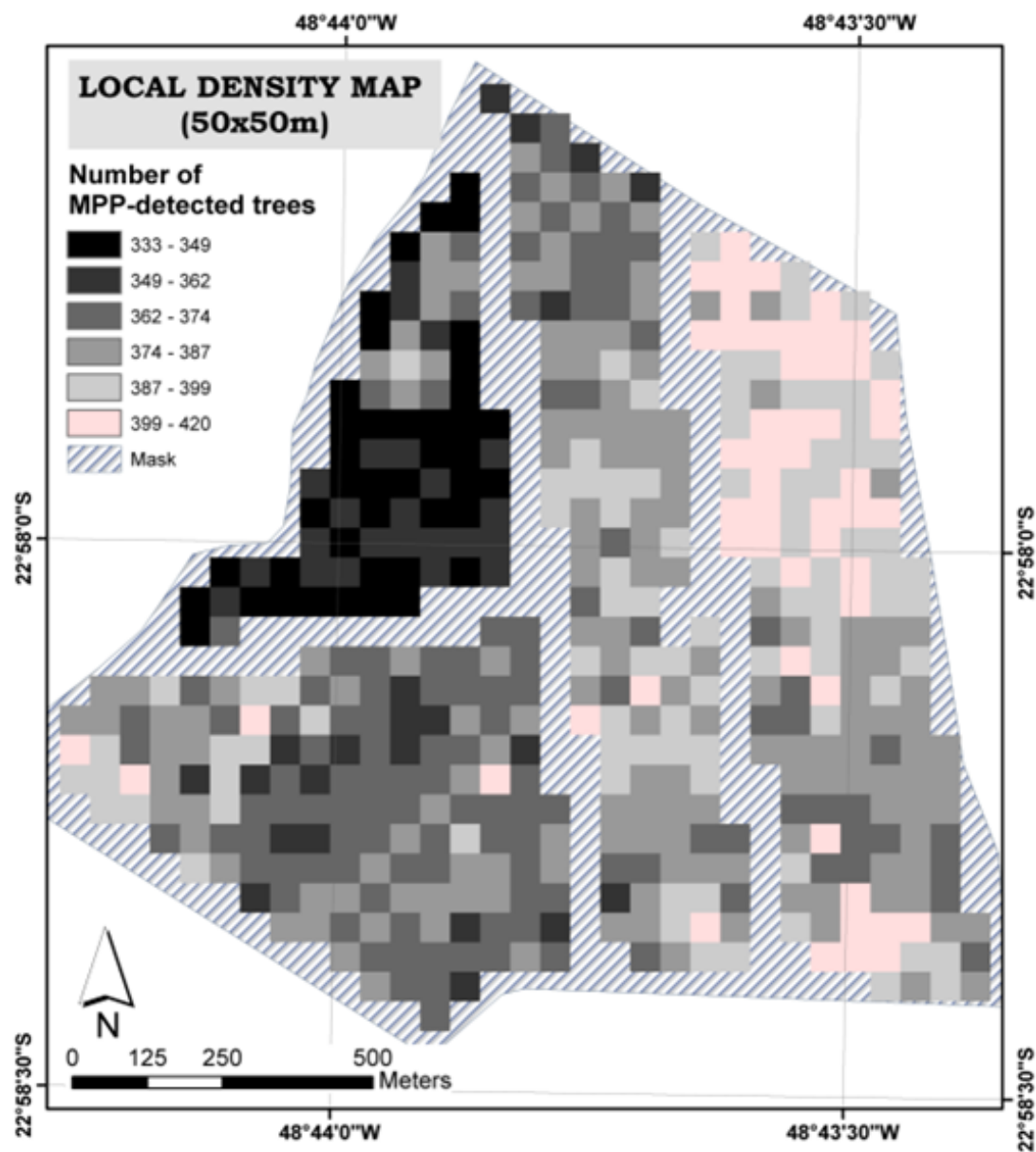


FIGURE 5.16 – Carte de densité locale sur toute la plantation à une résolution de $50 \times 50m$ détectée par les processus ponctuels marqués (les zones masquées sont autour des réseaux routiers).

Chapitre 6

Conclusions

Dans ce chapitre, nous allons faire un bilan sur les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse, mentionner les avancées et nos contributions sur la méthode par PPM dans la détection des houppiers. Des discussions seront menées sur le potentiel, les limites et les perspectives de cette méthode, ainsi que sur l’exploitation des résultats obtenus en écologie forestière.

6.1 Bilan du travail

Nous avons travaillé sur deux types de peuplements forestiers : les forêts naturelles de mangrove en Guyane française et les plantations d’*Eucalyptus* au Brésil. L’ensemble des peuplements étudiés présente des structures très contrastées, qui permettent de tester la détection sous différentes conditions et mieux comprendre le fonctionnement de la méthode. Les détections sont surtout testées sur des images optiques panchromatiques, venant de deux types de sources différentes : images simulées par le modèle DART [Gastellu-Etchegorry et al., 1996, Gastellu-Etchegorry et al., 1999] à partir de données de terrain et images satellitaires. Les analyses des résultats montrent le potentiel de la méthode de détection par PPM sur ces deux types de peuplements.

6.1.1 Choix de la méthode de détection

Avec l’objectif d’étudier la structure des forêts tropicales au niveau des arbres individuels par les apports des images à très haute résolution spatiale, nous nous intéressons aux analyses des canopées forestières par la détection qui vise à extraire des houppiers individuels. Dans cette thèse, nous avons choisi la méthode PPM. Parmi les nombreuses méthodes de détection disponibles, la plupart d’entre elles repose sur les contrastes d’intensité (la réflectance pour les images optiques et la hauteur pour les images altimétriques LiDAR) à l’intérieur et à l’extérieur des houppiers. Beaucoup de méthodes rencontrent des difficultés sur les forêts très denses [Descombes and Pechersky, 2006, Gong and Sheng, 2002, Gougeon, 1998], y compris la méthode des processus ponctuels marqués, car les forts emboitements entre houppiers diminuent le contraste et ajoutent des ambiguïtés dans la

détection. Des modifications ont été apportées dans la méthode PPM par rapport à ses applications précédentes sur les forêts [Perrin, 2006]. Dans les comparaisons faites dans [Larsen et al., 2011], la méthode de PPM a montré un certain potentiel sur les forêts à couvert fermé, et surtout sur les plantations, par rapport aux 5 autres méthodes de détection (“region growing”, “template matching”,...). Cependant, dans cette étude, l’image avec le couvert le plus dense a des limites entre les houppiers qui sont visibles. Or, dans le cas des forêts étudiées dans cette thèse, les houppiers sont beaucoup plus difficiles à séparer individuellement, y compris à l’œil. En outre, peu de comparaisons entre différentes méthodes de détections sont réalisées sur les mêmes images et l’étude de [Larsen et al., 2011] est plutôt exceptionnelle.

6.1.2 Nouveaux apports dans la méthode de PPM

Compte tenu de faibles contrastes entre les houppiers et leur entourage sur les images, nous avons employé la statistique de *Student* à la place de la distance de Bhattacharyya pour intégrer ce contraste dans l’énergie d’attache aux données. Cette modification amplifie le contraste quand il est très faible, et donc favorise les reconnaissances des houppiers dans les zones denses malgré l’emboîtement des houppiers ou des recouvrements apparents liés à la diffusion du signal (à conditions que les valeurs du paramètre Θ de chevauchement soient adéquates, voir ci-après). De plus, l’énergie d’attache aux données ainsi calculée est assez stable par rapport au paramètre d_0 (équation (3.13) du chapitre 3). Cela permet de garder une même valeur de ce paramètre sur un large gradient de caractéristiques d’images et de types de peuplement forestiers. Or, ce n’est pas le cas avec la distance de Bhattacharyya, où la valeur du seuil d_0 (équation (3.9) du chapitre 3) influence intensément le nombre d’arbres détectés, donc cette valeur doit être soigneusement déterminée et adaptée selon le type d’images et de peuplements.

L’intégration de l’algorithme de naissances et morts multiples dans la méthode accélère largement la convergence des processus vers un état optimal. Il est déjà utilisé dans la détection des flamants roses par la méthode PPM [Descamps et al., 2009], et a eu du succès. Son application pour la première fois dans la détection des houppiers peut permettre de tester et d’implanter des modèles plus compliqués (ce n’est pas encore notre cas) dans un temps raisonnable.

6.1.3 Paramétrage de la méthode par PPM

Le paramétrage d’une méthode de détection est souvent primordial pour son bon fonctionnement. Cela est d’autant plus vrai pour la méthode par PPM. On distingue deux catégories parmi les paramètres : ceux liés à la modélisation des objets ou des modèles d’énergie, et ceux qui règlent le processus d’optimisation. La présence de nombreuses références de terrain dans cette thèse permet de réaliser des études de sensibilité à certains paramètres, surtout pour ceux de la première catégorie. Cela pourrait donner des idées aux autres utilisateurs pour des choix de valeurs a priori.

Dans la modélisation des houppiers, l’intervalle de rayons prospecté $[r_{min}, r_{max}]$ joue un rôle considérable dans la détection. Un r_{max} très grand favorise l’apparition de grands

disques regroupant plusieurs houppiers. Un r_{min} très petit entraîne des fausses détections car le test de *Student* est sensible aux faibles variances. Le choix de l'intervalle de rayons dépend aussi de la structure de forêt et de l'objectif de détection. Par exemple, dans le cas des plantations d'*Eucalyptus*, un intervalle plus serré aide à mieux cibler les houppiers normalement développés de la plantation en ne détectant pas les houppiers trop petits à croissance trop lente. Et dans le cas des mangroves, où la taille de houppier peut être très variable dans une même parcelle, la détection marche mieux avec un intervalle plus large. Dans le cas général, on limite le r_{max} au rayon des plus grands houppiers de la parcelle, par les mesures de terrain, par l'estimation visuelle sur image, ou par d'autres méthodes comme le couplage avec l'analyse de texture FOTO [Proisy et al., 2007]. Pour le r_{min} , c'est souvent plus difficile, mais on peut se baser sur le rayon des houppiers les plus petits que l'on peut détecter visuellement sur images, ce qui est plus ou moins facile selon la qualité d'image. Enfin, la détermination de cet intervalle $[r_{min}, r_{max}]$ reste un facteur délicat mais important pour les utilisateurs de la méthode.

Dans les modèles d'énergie, les paramètres intervenants sont γ_p , γ_d , Θ et d_0 . Concernant la pondération entre deux types d'énergie, nous nous sommes placés dans un cas très simple : tous les recouvrements inférieurs à Θ sont tolérés et interdits au dessus. Il suffit donc de régler γ_p et γ_d (qui pondèrent les deux types d'énergie) tels qu'un recouvrement interdit introduise une augmentation d'énergie dans le modèle. Dans toutes les applications, nous avons pris $\gamma_p = 850$ et $\gamma_d = 800$, et cela marche bien. Bien évidemment, si on implante des modèles plus compliqués, une étude de sensibilité sur ces deux paramètres sera nécessaire. Par exemple, si on impose des alignements entre arbres dans une plantation, on devra régler l'importance de cette information dans le modèle d'énergie par rapport aux autres facteurs, comme le contraste d'intensité, au travers de γ_p et γ_d .

A propos de Θ , le recouvrement toléré entre disques, les résultats sont bons lorsque l'on reste dans une gamme de valeurs relativement faibles (0 à 30% par exemple). Quand on autorise un recouvrement très grand (>50% par exemple), la détection ne va pas forcément dans le sens que l'on voulait (Fig. 4.24 du chapitre 4), et cela peut entraîner des sur-détections superposées sur les mêmes houppiers (Fig. 6.1). Dans les applications sur les deux types de forêt de cette thèse, où les chevauchements forts (réels ou apparents) existent entre houppiers, $\Theta = 20\%$ donne des résultats relativement bons. Cependant, si l'on applique la méthode dans les forêts moins denses avec des arbres éparés, on doit diminuer cette valeur, même jusqu'à 0.

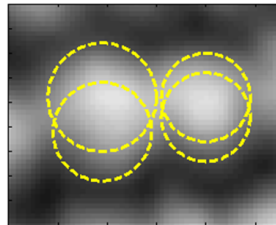


FIGURE 6.1 – Problème de sur-détections avec des recouvrements forts entre disques.

L'usage de la statistique de *Student* dans l'énergie d'attache aux données rend la détection beaucoup plus stable au paramètre d_0 (Fig. 4.23 du chapitre 4). Cette stabilité

s'étend sur toutes nos applications, et devrait s'adapter à une grande variété d'images et de types de peuplement. Cela reste certainement à vérifier avec plus de sources d'images.

Pour les processus d'optimisation, le réglage des paramètres concernés (Table 3.3 du chapitre 3) doit s'adapter à la taille de l'image, à la complexité du modèle, au nombre d'objets à extraire, ... et à l'objectif d'obtenir un bon résultat dans un temps de calcul raisonnable (dépendant de la taille de l'image, ainsi que de la taille des objets). Un contrôle de l'évolution des processus au sens énergétique doit être effectué avant tout pour assurer une convergence pas trop lente, car ces paramètres sont déterminés par expérience. Le paramétrage défini dans la table 3.3 convient à toutes les applications de ce manuscrit. Des modifications doivent être apportées, par exemple, si la taille de l'image augmente, il faut ralentir la vitesse de convergence et augmenter le nombre d'itérations.

6.1.4 Résolution spatiale des images

La résolution spatiale de l'image influence la qualité de détection, au travers du rapport entre la taille des houppiers à extraire et la taille de pixel de l'image. Une meilleure résolution, et une taille de pixel plus fine ne garantissent pas toujours une meilleure détection, comme mentionné dans les applications sur les mangroves (partie 4.4), alors qu'une augmentation considérable du temps d'exécution, même parfois "explosive", est souvent constatée. D'autant plus que, dans le cas réel, les houppiers présentent des formes beaucoup moins régulières, s'éloignant du cercle, notamment dans les forêts naturelles. Une image de résolution spatiale très fine va donner beaucoup de détails sur les branches (par exemple l'image de la figure 6.2), cela diminue l'homogénéité d'intensité à l'intérieur des houppiers, donc la modélisation d'un houppier par un disque sera moins adaptée dans ce cas. Rappelons-nous que, dans nos applications, les images de mangroves sont produites par DART à partir des maquettes simulées, où les houppiers sont plus ou moins ellipsoïdaux ; et les images sur-échantillonnées des plantations d'*Eucalyptus* sont obtenues a posteriori par une convolution bi-cubique. Donc, une éventuelle baisse de la qualité de la détection du fait des images à pixel plus fin n'est pas observée dans ces cas, car la diminution de la taille de pixel n'a pas d'influence sur les variations d'intensité à l'intérieur des houppiers.

Au contraire, la résolution spatiale des images ne doit pas être trop grossière non plus, pour qu'il soit possible de distinguer les différents houppiers individuels. Pour cela, on exige que la taille de pixel d'image soit au moins quelques fois plus fine que l'ordre de grandeur du rayon des houppiers. De fait, dans le cas des images d'eucalyptus de cette thèse, on travaille pratiquement à la limite de cette méthode.

Faire un bon choix d'images parmi la disponibilité, en tenant compte de l'objectif de recherche, est une étape nécessaire ramenant à une détection efficace. Actuellement, la résolution de certaines images reste un frein à la détection individuelle : les images LiDAR sont plus performantes que les images optiques pour la détection, mais dans le cas de la Guyane, la résolution à un mètre reste une limite pour l'application de ces méthodes de détection (cf. Fig. 2.10 et [Zhou et al., 2010]).

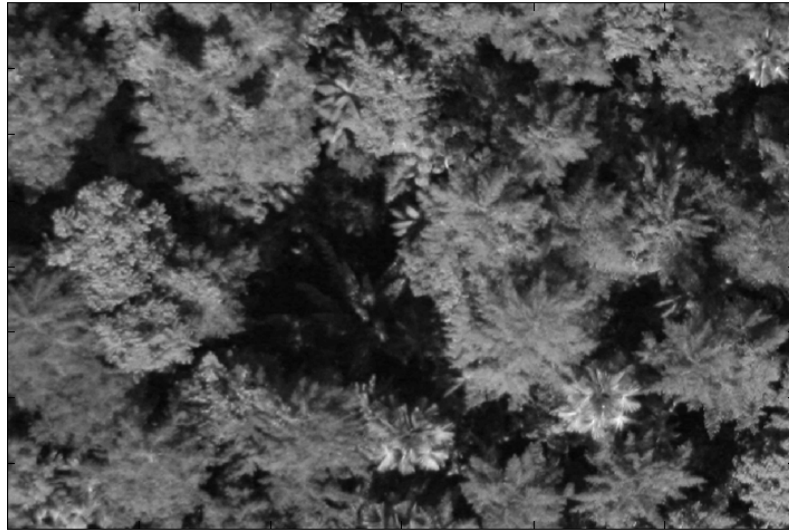


FIGURE 6.2 – Extrait d’une photographie aérienne sur une zone de forêt marécageuse en Guyane Française (Copyright L’Avion Jaune ; [http ://www.lavionjaune.fr/](http://www.lavionjaune.fr/)).

6.1.5 Application sur les forêts de mangroves

Les résultats de détection sur la série des images simulées de mangroves ont prouvé le potentiel de la méthode de PPM sur ce type de forêt. La méthode est capable de reconnaître la majorité des houppiers dominants des parcelles, et les détections peuvent refléter correctement et directement la taille des houppiers individuels. Plus indirectement, au travers des allométries individuelles des arbres, les résultats de la détection des houppiers peuvent renseigner sur la structure forestière au travers de la distribution des arbres en classes de diamètre (DBH). Celle-ci est la principale caractéristique de structure provenant des inventaires de terrain.

La connaissance précise de la structure forestière des maquettes a donné la possibilité d’identifier les erreurs produites par la détection. Par exemple, la méthode et les options utilisées favorisent la tendance à détecter plusieurs houppiers groupés dans un seul disque artificiel. Eviter cela implique un bon choix de certains paramètres, comme l’intervalle de rayons prospecté et le recouvrement toléré entre disques. L’introduction de la méthode FOTO [Proisy et al., 2007] pour l’identification de l’intervalle des rayons permet d’établir un lien entre la détection des houppiers et l’analyse texturale de la canopée, et d’avoir une approche plus intégrée de la télédétection de la structure forestière. Cependant, l’identification de la borne inférieure de l’intervalle reste délicate quelle que soit la méthode.

La détection sur les images réelles a rencontré plus de difficultés par rapport aux images simulées, d’une part par le rapport entre la taille de houppiers et la résolution spatiale : la taille de pixel est de 0.5m pour les images simulées et de 1m pour les images réelles. Or dans les applications sur images réelles, dont celle sur les eucalyptus (cf. ci-dessous), nous avons rencontré des situations où la plupart des houppiers sont petits et proches de la taille du pixel dans les images réelles. Il y a aussi des exemples de ce problème sur les mangroves [Zhou et al., 2010]. D’autre part, dans la simulation des images, certains facteurs potentiellement perturbants pour la détection, comme les fougères dans les sous-

bois, la réflectance du sol, . . . ne sont pas pris en compte comme dans le cas réel. De plus, nous n'avons considéré que des paramètres d'acquisition zénithale (angles zénithaux et azimutaux du soleil et de visée sont tous à zéro) dans la simulation des images.

6.1.6 Application sur les plantations d'*Eucalyptus*

Dans le cas des plantations d'*Eucalyptus*, l'enjeu était de travailler sur des très petits houppiers, dont le rayon maximal est limité autour d'un mètre. Malgré la meilleure résolution spatiale que peut fournir un satellite actuel, qui donne des images à pixel de 0.5m, un houppier n'occupe que quelques pixels sur les images. La méthode a montré de grands succès malgré cette condition limite, et a donné des détections meilleures que ce que l'on pourrait espérer sur des images à résolution spatiale de 0.5m, grâce à un sur-échantillonnage par une convolution bi-cubique. Les résultats encourageants permettent d'approcher l'objectif appliqué : suivre la croissance des eucalyptus dans les jeunes stades après plantation, par l'établissement d'une carte de densité locale sur une grande surface de plantation. Cela peut offrir des informations utiles pour la gestion des jeunes stades de plantation [du Toit and Dovey, 2005, Gonçalves et al., 2004, Gonçalves et al., 2008, Marsden et al., 2010, Stape et al., 2010]. Par exemple, les zones présentant des fortes mortalités, constatées pendant les jeunes stades, peuvent susciter des replantations locales pour une meilleure productivité d'ensemble. On peut aussi envisager de changer les techniques de plantation si les zones de forte mortalité ou de faible croissance correspondent, par exemple, à des conditions de sol pénalisantes.

L'exploitation d'une détection multi-temporelle ouvre des grandes opportunités dans ce domaine. Elle offre, en principe, la possibilité de détecter directement la croissance des houppiers individuels. La nature des images disponibles (résolution, stades de développement couverts par les acquisitions) n'a pas permis de proposer une application démonstrative au travers d'estimations de la croissance avec une bonne précision. Pourtant, le bon fonctionnement de cette détection offre des idées pour analyser la dynamique des arbres, ainsi que celle d'autres objets.

6.2 Perspectives et discussion

6.2.1 Divers modèles envisageables dans le cadre des PPM

Dans la partie méthode (3.2.3), nous avons présenté plusieurs modèles pour régler les problèmes rencontrés dans la détection ou s'adapter aux diverses situations. En raison du temps limité, nous n'avons pas pu développer plus ces modèles, notamment en termes d'applications. Toutefois, ces idées intéressantes méritent d'être testées et intégrées dans la détection.

Par exemple, le test d'homogénéité à l'intérieur du disque (3.2.3 - c1) pourrait permettre de contrecarrer la tendance à détecter, dans certains cas et de façon erronée, des petits houppiers groupés. Dans nos applications, nous avons travaillé surtout pour détecter des houppiers petits par rapport à la taille de pixel des images. Le nombre de pixels dans

chaque partie, suite du découpage d'un petit disque, est très limité, cela ne favorise pas des tests statistiques d'homogénéité, qui sont conçus normalement pour des échantillons de taille plus grande.

L'idée de sélectionner seulement une partie des pixels dans le disque (3.2.3 - c2) est de donner plus de souplesse, par rapport à une stricte modélisation par un disque, sachant que les houppiers ne sont pas des disques en général. En effet, dans la nature (Fig. 6.3), ou sur des images de résolutions plus fines avec des détails sur les branches (Fig. 6.2), les houppiers présentent des formes beaucoup moins régulières pour la plupart des arbres. Cela rejoint l'idée des modèles par contour actif [Kulikova et al., 2009, Kulikova et al., 2010]. Dans les deux cas, les formes des objets peuvent prendre certain liberté, non restreinte à un disque dans le cas des houppiers. Dans le cas du 3.2.3 - c2, la sélection des pixels d'un disque est simplement comptée sur l'intensité de pixel par rapport à une valeur (quantile 80% de tous les pixels du disque par exemple), la sélection est facile à calculer. Or, on n'impose pas des critères sur la forme de houppier (la convexité par exemple) dans ce cas. Par conséquent, des tests sont nécessaires pour évaluer la performance ainsi que la faisabilité de la mise en œuvre de cette idée.



FIGURE 6.3 – Extrait d'une composition colorée par fusion des bandes panchromatique et multispectrale d'une image GeoEye sur une forêt tropicale de Centrafrique durant la saison sèche. Les espèces sempervirentes apparaissent en vert et les espèces caducifoliées en mauve.

L'effet d'ombre est présent sur beaucoup d'images optiques, et est pris en compte dans certaines méthodes de détection du type "template". Par exemple, dans [Larsen, 1997, Pollock, 1994], un arbre est modélisé par une ellipsoïde généralisée (équation (3.1) du chapitre 3). Le "template" d'un arbre apparaissant sur une image optique, intégrant son éclairage par le soleil, est calculé à partir des modèles physiques, et l'ombre (partie sombre) est présente dans ce "template". Dans la thèse de G. Perrin [Perrin, 2006], cette idée est mise en œuvre dans la détection par PPM appliquée sur des arbres épars qui portent des ombres longues. La taille de l'ombre est calculée selon [Larsen, 1997, Pollock, 1994],

en supposant que la hauteur d'arbre est une fonction de la taille de houppier. Or, des arbres voisins peuvent mettre en défaut cette modélisation, en déformant l'ombrage et en faisant que les ombres ne sont pas complètes ou se chevauchent entre elles dans les images. Dans les forêts denses, le modèle de "template" en 3D sera bien moins adapté [Descombes and Pechersky, 2006], comme les arbres sont relativement proches les uns des autres. En conséquence, il n'y aura pas une forme d'ombre très régulière pour tous les arbres (Fig. 6.3). Mais, l'effet d'ombre peut influencer plus ou moins la détection sur les images non zénithales. Un modèle de détection en 2D (3.2.3 - c4), en tenant compte seulement les pixels autour des houppiers, sera peut-être plus adapté.

Dans le cadre de cette thèse, nous n'avons utilisé que des images panchromatiques. Les autres types d'images impliquant plusieurs bandes spectrales sont également porteuses de diverses informations. Dans nos applications, la méthode de PPM ne fait pas de différence entre espèces, car nous travaillons sur des forêts à une seule espèce dominante. Mais, ce n'est pas toujours le cas. Dans les forêts tropicales, qui contiennent des végétations très denses et une grande variété d'espèces, les arbres voisins sont rarement de la même espèce. Le signal d'une seule bande spectrale n'est pas toujours suffisant pour bien distinguer les houppiers (Fig. 6.3). Le modèle développé (3.2.3 - c4, c5) pour fusionner les données de différentes sources aidera à mieux extraire des houppiers individuels en augmentant leurs contrastes sur la base des informations multi-spectrales. Par exemple, dans le cadre du Master de I. Hedhli [Hedhli, 2010], le modèle décrit dans la partie 3.2.3 - c4 a été utilisé pour fusionner, dans la détection par PPM, des informations des divers sources, notamment celles de plusieurs bandes multi-spectrales; ou pour fusionner des informations optiques panchromatiques et des données altimétriques LiDAR. Différents opérateurs de fusion (t-norme, t-conorme, somme symétrique, etc.), proposés dans [Bloch and Maitre, 1994, Bloch, 2003], ont même été testés pour définir le modèle d'énergie d'attache aux données d'une nouvelle famille de PPM.

La détection multi-temporelle a été testée dans cette thèse (3.2.3 - c5 et [Zhou et al., 2011]), mais avec seulement trois fonctions de combinaison très simples sur les attaches aux données de deux images. Le potentiel qu'elle a montré incite forcément à plus d'exploitation.

6.2.2 Intégration de l'algorithme "Multiple Birth and Cut"

L'algorithme de "Multiple Birth and Cut", récemment développé dans le cadre des processus ponctuels marqués, a montré sa pertinence pour la détection d'objets [Gamal-Eldin et al., 2012]. Un grand avantage de cet algorithme, par rapport à celui de Naissances et Morts Multiples, est qu'une grande partie des paramètres sont estimés par l'algorithme lui-même (tous les paramètres liés aux processus d'optimisation, ainsi que le seuil de contraste dans l'attache aux données). Cela facilite avantageusement son emploi par les utilisateurs. L'intégration de cet algorithme dans la détection des houppiers est bien envisageable, à condition que les résultats soient comparés à ceux obtenus par l'algorithme d'optimisation actuellement utilisé.

6.2.3 Sensibilité aux conditions d'acquisition d'images

Les images de télédétection optiques sont sous forte influence des conditions d'acquisition [Barbier et al., 2011, Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry, 1998], comme les angles d'azimut et d'élévation du soleil et du capteur, ainsi que sous l'influence du type de capteur et des conditions environnementales (aérosols, etc.). Pour l'instant, ces effets n'ont pas encore été étudiés en détail dans le cas de la détection des houppiers. En outre, les paramètres d'acquisition ne sont pas toujours maîtrisables, par exemple, les images satellitaires dépendent étroitement de l'orbite du satellite et l'heure de son passage. Spécifier des valeurs bien particulières de paramètres est très coûteux lors d'une programmation d'acquisition. Une étude de sensibilité permettrait de tester la détection dans diverses situations d'acquisition. Mais, cela implique aussi de disposer de séries d'images correspondant aux mêmes scènes acquises sous différentes conditions, ce qui est difficile et coûteux à obtenir généralement. Le modèle DART offre une possibilité par la simulation d'images avec possibilité de variations (y compris de grande ampleur) de tous les paramètres d'acquisition et de conditions environnementales. Grâce à l'approche par simulations, l'effet de ces variations peut être étudié en interaction avec les variations de structures forestières exprimées au travers des maquettes 3D. Dans un esprit analogue à l'étude menée par [Barbier et al., 2011] pour l'analyse de texture, des études approfondies et systématiques sur la sensibilité de la détection, au croisement des conditions d'acquisition et des structures forestières sont donc envisageables et nécessaires.

6.2.4 Liens avec les théories allométriques et l'écologie forestière

Les détections procurées par la méthode de PPM ne se limitent pas simplement au comptage de tiges, mais aussi à la mesure de la taille des houppiers et à la distribution des arbres dans l'espace. En utilisant des données LiDAR, la détection peut aussi donner accès à la hauteur des couronnes [Popescu et al., 2003, Reitberger et al., 2009, Suárez et al., 2005]. Ces sont des éléments essentiels dans la caractérisation d'une forêt, de sa structure et de ses relations avec l'atmosphère et le climat. Ce sont aussi des éléments importants pour la calibration de relations allométriques impliquant la hauteur de l'arbre et la taille des couronnes, dans des situations variées et souvent difficiles d'accès sur le terrain. Des résultats performants de la détection des houppiers sur images de télédétection offrent donc des pistes pour les études de forêt à partir de la structure de sa canopée.

La taille du houppier est un paramètre important d'un arbre puisque c'est le lieu de l'activité photo-synthétique [Shugart et al., 2010]. Les théories et les travaux concernant les allométries [Antin et al., 2010, Enquist et al., 2009, Muller-Landau et al., 2006a, Muller-Landau et al., 2006b, West et al., 2009] montrent que ce paramètre peut être mis en relation, avec d'autres paramètres des arbres dont le DBH. Ce dernier est couramment mesuré dans les inventaires forestiers de terrain et est la variable d'entrée la plus courante pour les relations allométriques prédisant le volume de bois ou la biomasse. La possibilité croissante d'avoir accès à des paramètres liés à la distribution de taille des couronnes au travers de la télédétection laisse entrevoir un autre schéma, où la taille des couronnes devient une variable d'entrée fondamentale pour la

prédiction de la biomasse. Des exemples existent par rapport à la texture de la canopée [Ploton et al., 2012, Proisy et al., 2007], comme à partir de l'identification et de la mesure des couronnes individuelles [Allouis et al., 2012]. De plus, des modèles dynamiques récents intègrent explicitement le rôle des couronnes et leur développement [Bohlman and Pacala, 2012, Vincent and Harja, 2008], et leur calibration ou validation pourrait bénéficier du potentiel de détection et de mesure de couronnes individuelles par télédétection. D'ailleurs [Bohlman and Pacala, 2012] calibrent et valident leur modèle à partir de photographies aériennes de la canopée. Concrètement pour les plantations d'Eucalyptus, nos résultats de détection de taille de houppiers peuvent aider à paramétrer le modèle MAESTRA qui simule un bilan photosynthétique à l'échelle d'arbres ([Maire et al., 2012], Annexe D).

Par la distribution des arbres et des types de forêts dans l'espace, les relations allométriques peuvent être étendues à des estimations, sur de grandes surfaces, de variables de peuplement, qui suscitent un intérêt croissant, mais restent difficiles à mesurer, comme la biomasse, le stock et les flux de carbone [Asner et al., 2010, Langner et al., 2012, Ni-Meister et al., 2010]. Donc, les informations fournies par les images de télédétection peuvent combler certaines difficultés d'accès aux données, dans des perspectives appliquées comme de recherche théorique (sylvigénèse et dynamique de la canopée). Cette perspective pourra bénéficier de la disponibilité croissantes des images à très haute résolution spatiale (y compris en multi-spectral voire en hyper-spectral).

D'autre part, cela incite à plus d'études pour la connaissance des relations allométriques reliant les dimensions et les caractéristiques des houppiers avec le DBH, la hauteur et la biomasse des arbres. Relations qui dépendent forcément des différents contextes écologiques [Banin et al., 2012] et, dans chaque contexte des grands types d'espèces d'arbres [Antin et al., 2010]. Ces relations n'ont été que très peu étudiées jusqu'à présent, notamment du fait qu'on ne savait pas, depuis le sol, mesurer efficacement les couronnes des arbres, alors que la télédétection est en train progressivement de le permettre depuis l'espace (du moins pour les arbres émergents ou co-dominants, qui représente la plus grosse part de la biomasse). Des efforts seront demandés pour établir ces relations allométriques, afin de mieux bénéficier des apports de la télédétection et des différentes méthodes d'analyse des images de canopées forestières, parmi lesquelles la détection de houppiers individuels.

Article et communications réalisés dans la thèses

Article soumis à la revue “Forest Ecology and Management” (J. Zhou, 1^{ème} auteur)

Communication à la conférence ACPR 2011 (présentation orale de J. Zhou)

Communication à la conférence SPIE 2010 (présentation orale de P. Couteron)

Communication à la conférence IGARSS 2012 (présentation orale de G. le Maire)

Annexe A

Article FEM 2012

J. Zhou, C. Proisy X. Descombes, G. le Maire, Y. Nouvellon, J-L. Stape, G. Viennois, J. Zerubia and P. Couteron (2012) Mapping local density of young Eucalyptus plantations by individual tree detection in high spatial resolution satellite images, *soumis à Forest Ecology and Management (en révision mineure)*.



Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

Forest Ecology and Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/forecoMapping local density of young *Eucalyptus* plantations by individual tree detection in high spatial resolution satellite imagesJia Zhou^{a,b}, Christophe Proisy^{c,*}, Xavier Descombes^b, Gueric le Maire^{d,e}, Yann Nouvellon^{d,f}, José-Luiz Stape^g, Gaëlle Viennois^h, Josiane Zerubia^b, Pierre Couteron^c^a Université de Montpellier 2, UMR AMAP, Boulevard de la Lironde, TA-A51/PS2, Montpellier Cedex 5 F-34398, France^b Institut National de Recherche en Informatique et Automatique (INRIA), Sophia-Antipolis Méditerranée, BP 93, 2004 Route des Lucioles, Sophia-Antipolis Cedex F-06902, France^c Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR AMAP, Boulevard de la Lironde, TA-A51/PS2, Montpellier Cedex 5 F-34398, France^d CIRAD, UMR Eco&Sols, 2 Place Viala, Montpellier cedex 01 F-34093, France^e CIRAD, UMR TETIS, Maison de la Télédétection, Montpellier Cedex 5 F-34093, France^f Atmospheric Sciences Department, Universidade de São Paulo, Rua do Matão 1226, 05508-090 São Paulo, Brazil^g Department of Forestry and Environmental Sciences, North Carolina State University, Raleigh, NC 27695, United States^h Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), UMR AMAP, TA A51 PS 2, Boulevard de la Lironde, Montpellier Cedex 5 F-34398, France

ARTICLE INFO

Article history:

Available online xxxx

Keywords:

Crown identification
Object detection
Stochastic point process
Forests
Remote sensing
Brazil

ABSTRACT

Local tree density may vary in young *Eucalyptus* plantations under the effects of environmental conditions or inadequate management, and these variations need to be mapped over large areas as they have a significant impact on the final biomass harvested. High spatial resolution optical satellite images have the potential to provide crucial information on tree density at an affordable cost for forest management. Here, we test the capacity of this promising technique to map the local density of young and small *Eucalyptus* trees in a large plantation in Brazil. We use three Worldview panchromatic images acquired at a 50 cm resolution on different dates corresponding to trees aged 6, 9 and 13 months and define an overall accuracy index to evaluate the quality of the detection results. The best agreement between the local densities obtained by visual detection and by marked point process modeling was found at 9 months, with only small omission and commission errors and a stable 4% underestimation of the number of trees across the density gradient. We validated the capability of the MPP approach to detect trees aged 9 months by making a comparison with local densities recorded on 112 plots of ~590 m² and ranging between 1360 and 1700 trees per hectare. We obtained a good correlation ($r^2 = 0.88$) with a root mean square error of 31 trees/ha. We generalized detection by computing a consistent map over the whole plantation. Our results showed that local tree density was not uniformly distributed even in a well-controlled intensively-managed *Eucalyptus* plantation and therefore needed to be monitored and mapped. Use of the marked point process approach is then discussed with respect to stand characteristics (canopy closure), acquisition dates and recommendations for algorithm parameterization.

© 2012 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Local density in forest plantations corresponds to a planting density from which local mortality is substrated. It is one of the most important factors controlling the productivity of managed *Eucalyptus* forests (e.g. Walters, 1980). It directly affects inter-tree competition for light, water and soil nutrients for the whole rotation period (Gonçalves et al., 2004). As young trees are the most

sensitive to adverse environmental conditions and inappropriate practices, mortality is likely to occur at early stages. There is thus a silvicultural challenge specifically to locate areas of excessive tree mortality or insufficient growth as soon as possible during the first year in order to decide on replanting accordingly. Areas of strong mortality or poor growth are generally conserved up to the end of the rotation and result in overall lower productivity (Stape et al., 2010). Spatially explicit information about individual *Eucalyptus* trees may therefore be of great value for pinpointing problems that are often encountered even in intensive plantations due to inadequate management, heterogeneous soil conditions (e.g. Garau et al., 2008), competition with herbaceous vegetation, seed genetic capacity, nutrients supply problems or other local damage (Pallett and Sale, 2004; du Toit and Dovey, 2005). For instance, trees that are rachitic in their early stages are later totally

* Corresponding author.

E-mail addresses: jia.zhou@cirad.fr (J. Zhou), christophe.proisy@ird.fr (C. Proisy), xavier.descombes@inria.fr (X. Descombes), gueric.le_maire@cirad.fr (G. le Maire), yann.nouvellon@cirad.fr (Y. Nouvellon), stape@ncsfnc.cfr.ncsu.edu (J.-L. Stape), gaelle.viennois@cirad.fr (G. Viennois), josiane.zerubia@inria.fr (J. Zerubia), pierre.couteron@ird.fr (P. Couteron).

dominated by 'regular' trees, and by the end of the rotation their crown is expected to be under the canopy. Those trees are generally neglected in biomass estimates by companies. Therefore, monitoring the actual number of regular-sized live trees in order to make comparisons with planned density turns out to be of prime importance in the management of extensive forest plantations. However, counting and positioning such young individual trees in the field is generally an unaffordable business when dealing with hundreds of hectares of plantation, as it is frequently observed in Brazil.

The potential of sub-metric spatial resolution remotely sensed data needs to be examined carefully with a view to count young trees at an affordable cost. Published studies have used airborne Light Detection and Ranging (Lidar) and optical satellite instruments. Both types of data can provide fine-scale information on canopy characteristics (e.g. Richardson and Moskal, 2011; Hirschmugl et al., 2007). The Lidar instruments have a good potential for single tree detection in open canopies (e.g. Tesfamichael et al., 2009; Vauhkonen et al., 2012) or for a forest carbon inventory (e.g. Stephens et al., 2012) due to their ability to measure the vertical structure of forests by determining the distance between the sensor and a target within the canopy. However, the cost of airborne Lidar data collection remains high. In Brazil, it ranges from US\$ 15/ha to US\$ 200/ha depending on the location inside the country, the area covered and the signal density of points (E. Gorgens, pers. comm.). The additional time and cost required for data processing cannot be ignored (Hummel et al., 2011). Consequently, operational use of Lidar remote sensing over extensive *Eucalyptus* plantations in Brazil is still limited to one-off and well-funded research activities.

On the other hand, space-borne imagery acquired at 0.5–1-m resolutions and provided by recent satellites such as Geoeye, Ikonos, Worldview or Quickbird is now increasingly available at reasonable costs ranging from US\$ 0.10 for archived images to a maximum of US\$ 0.80/ha in tasking mode (e.g. e-GEOS, 2011). Fast delivery of data, daily revisit and viewing agility are also key characteristics of a forthcoming constellation of small satellites such as Pleiades. In sub-metric optical images, individual tree crowns are visible because of the contrasting sunlit and shadowed parts of the crown itself and also the gaps between neighboring trees. These data can therefore be used to study the canopy aspect of natural tropical forests by conducting a textural analysis and extracting texture indices that correlate with above-ground stand parameters (Couteron et al., 2005; Barbier et al., 2010; Song et al., 2010) and biomass (Proisy et al., 2007). However, canopy texture approaches usually yielded less accurate estimations of stand density than other stand variables such as mean quadratic diameter (e.g. Ploton et al., 2012).

The possibility of automatically detecting individual tree crowns from optical images has been investigated by a variety of techniques, but they all work on pixel intensity to delineate tree crowns from their surrounding environment (Korpela, 2004; Erikson and Olofsson, 2005). A first family of techniques includes local maxima detection (e.g. Pitkänen, 2001; Wulder et al., 2004; Gebreslasie et al., 2011), valley following or region growing (e.g. Gougeon, 1995; Culvenor, 2002), 3D template matching (e.g. Larsen and Rudemo, 1998) or a combination of several of the above (Pouliot and King, 2005). Another family of approaches applies stochastic geometry models to forest scenes. These models can efficiently detect objects by considering both the noise in data and object variability. In remote sensing, marked point process modeling, a subfield of stochastic geometry, would appear to be well suited to the analysis of very high resolution images since it adjusts a random process by considering groups of pixels as parametric, *a priori* defined objects located in the geographic space (Descombes, 2012). The different possibilities opened up by this

approach include the counting of items as diverse as brain lesions (Descombes et al., 2004), trees (Perrin et al., 2006) and flamingos (Descamps et al., 2011). Although the review of Larsen et al. (2011) concludes that the above-mentioned individual tree detection techniques show decreasing accuracy with the heterogeneity of forest stands, the marked point process has been found to yield the best results over a forest plantation. The latter study was based on aerial photographs with pixel sizes ranging from 10 to 50 cm. To our knowledge, young stand density has not yet been assessed through individual tree detection from satellite optical imagery.

In this paper, we assess the potential of marked point processes (MPP) to detect individual tree as a contribution to the monitoring of young *Eucalyptus* plantations from three Worldview images acquired at the ages of 6, 9 and 13 months. We first used the results of visual detection by independent assessors to measure the performance of the MPP approach and its sensitivity to parameter values. We then validated the MPP estimations of local tree density using figures from a ground truth dataset of 112 plots. Finally, a local density map was produced across the entire study area i.e. 170 ha. The usefulness and performance of MPP for mapping the early stages of *Eucalyptus* plantations are finally discussed.

2. Data

2.1. Main characteristics of the *Eucalyptus* plantation

This study took place in a plantation managed by the Duratex company. It is located in southeastern Brazil at approximately 22°58'S and 48°43.75'W (Fig. 1). The area is currently the subject of several research investigations aimed at monitoring and improving the growth of *Eucalyptus* trees (e.g. Laclau et al., 2010; le Maire et al., 2011a). Mean annual rainfall in the area is around 1300 mm, occurring mainly between October and March. Annual temperatures range from 13.3 °C in the coldest months (June–August) to 27.2 °C in the warmest season (December–February), with 19 °C being the average. In addition, temperatures in the cold season rarely drop below 5 °C. The study area is almost entirely flat except in the western and northwestern part of the stand where the land slopes gently down to a stream. This part of the stand has also a higher percentage of clay content and is more prone to encroachment by herbaceous vegetation (Campoe et al., 2012).

The study concerned a surface area of about 170 hectares, as shown in Fig. 1. This stand is planted with a company-improved, highly productive clone of *Eucalyptus grandis* (W. Hill ex Maiden). Clone cuttings have been planted in rows approximately 3 m apart, and the trees in the rows are about 2 m apart. This gives a target density of 1666 trees per hectare. Planting operations took place over a period of 3 to 4 weeks from the end of November 2009. The soil was fertilized and chemical weeding was carried out to remove competitors (Garau et al., 2008).

Unloading tracks clearly divide the area into four zones labeled A–D (Fig. 1). The four zones have specific plantation row azimuths (Fig. 2) of about 159°, 72°, 7° and 8° from the East. Despite uniform plant material, soil preparation and fertilization (le Maire et al., 2011b; Campoe et al., 2012), each zone shows local productivity gradients related to local differences in topography, soil water, nutrient availability or insufficient weed control. This alters final planting performance by reducing growth or increasing mortality during juvenile stages in the least favorable contexts.

The growth of these trees averages 20–25 Mg of dry matter ha⁻¹ year⁻¹, i.e. one of the highest forest productivities in the world (Marsden et al., 2010; le Maire et al., 2011a). Tree crown extension was recorded in four inventory plots of 84 trees each (Fig. 1) in from May to October 2010 by measuring ground projections of both row and inter-row tree crown axes (diameters). Our

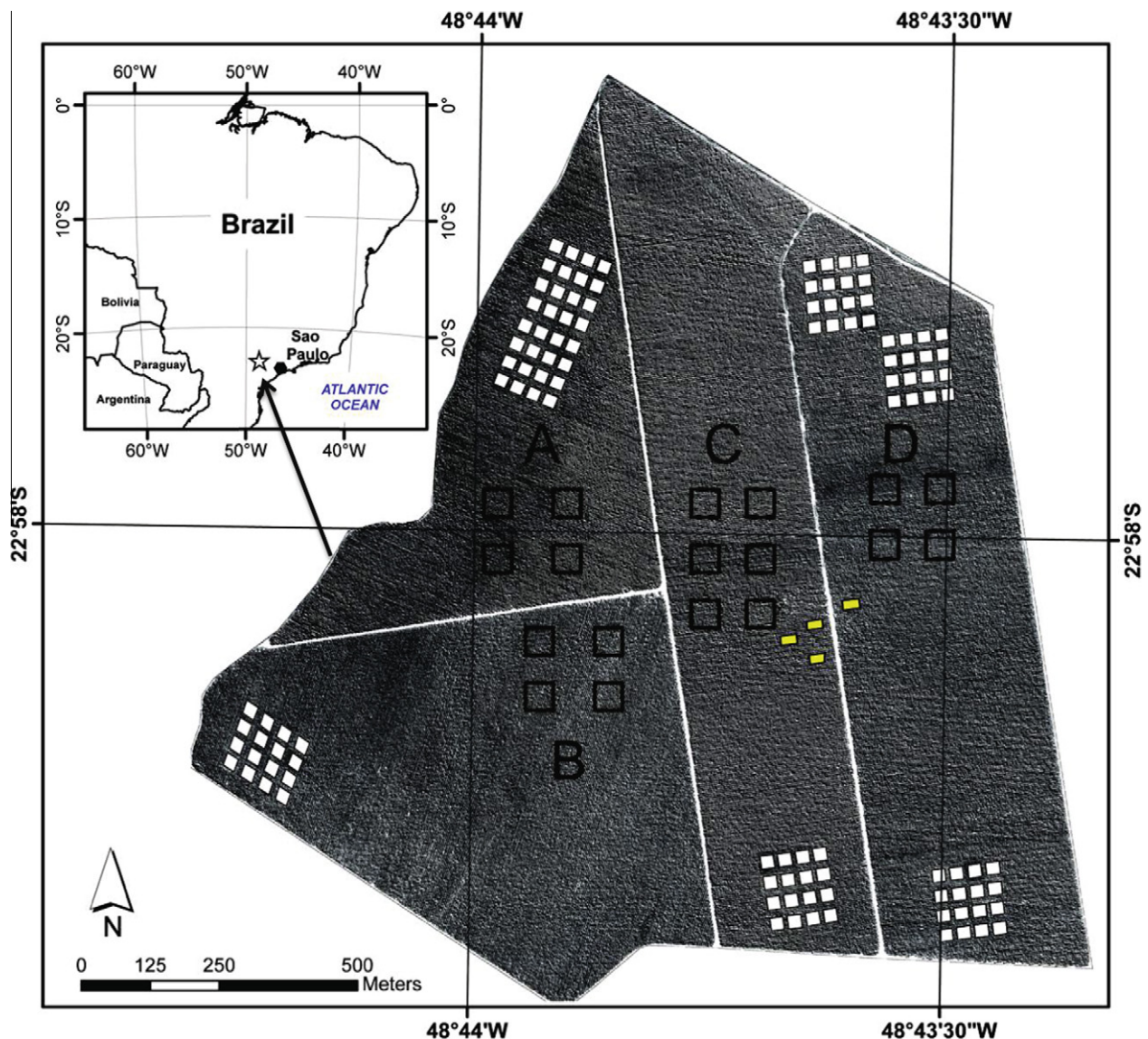


Fig. 1. Extract from the Worldview image acquired in August 2010 of the *Eucalyptus* plantation area and location of the study site near São Paulo, Brazil (box map). The four zones of different plantation row azimuths are noted A–D. The four filled frames inside zones C and D indicate the areas where extensions of tree crowns were recorded on a total of 4×83 trees. The empty square frames symbolize the 18 training plots (each of 50×50 m) from which the visual analysis was completed. The filled white square frames represent the 112 ground truth plots where tree counting was obtained from a field inventory undertaken in May 2010.

measurements in May, August and October showed that crown radii were $0.80 \text{ m} \pm 0.22 \text{ m}$, $0.99 \text{ m} \pm 0.21 \text{ m}$ and $1.1 \text{ m} \pm 0.16 \text{ m}$ in the plantation row direction and $0.82 \text{ m} \pm 0.24 \text{ m}$, $1.06 \text{ m} \pm 0.22 \text{ m}$ and $1.15 \text{ m} \pm 0.16 \text{ m}$ in the orthogonal direction. Interestingly, the dissimilarity between the two directions proved weak over the growing sequence (less than 6%) and crown projection to ground was therefore approximated as circular disks. After October, no measurements were available but we assumed relative stable crown projections to ground due to the canopy closeness.

2.2. Validation data

The validation data included local tree densities collected in May 2010 on 112 plots located at the periphery of the plantation zones (Fig. 1). These plots corresponded to seven replications of clone trials involving sixteen different clones commonly used in commercial *Eucalyptus* plantations. The 16 clones were very different in terms of leaf properties (reflectance, transmittance) and canopy structural characteristics (leaf angles, leaf area index, crown

diameters, height, etc.). On each of these 112 plots, 12 rows with 16 trees per row were planted on an approximately $3 \times 2 \text{ m}$ regular grid at the same time as the rest of the plantation. Within the central area of each plot, we measured the crown diameters of a total of 96 trees (12 trees per row). The area over which density was actually assessed in each plot was thus around 590 m^2 . In some plots, mortality occurred between the planting date and the inventory date, and some trees though surviving, had almost no growth. For the study, we considered as ‘regular’ only the trees that had a crown diameter above 20 cm in May 2010. The local density on the 112 plots of these regular trees ranged between 1360 and 1700 trees per hectare.

2.3. Remote sensing images and preprocessing

The study involved three high spatial resolution Worldview images acquired from May 2010 to January 2011 (Table 1). Only panchromatic data were used. The images were acquired at different viewing angles (Table 1) and were provided in a GeoTiff format

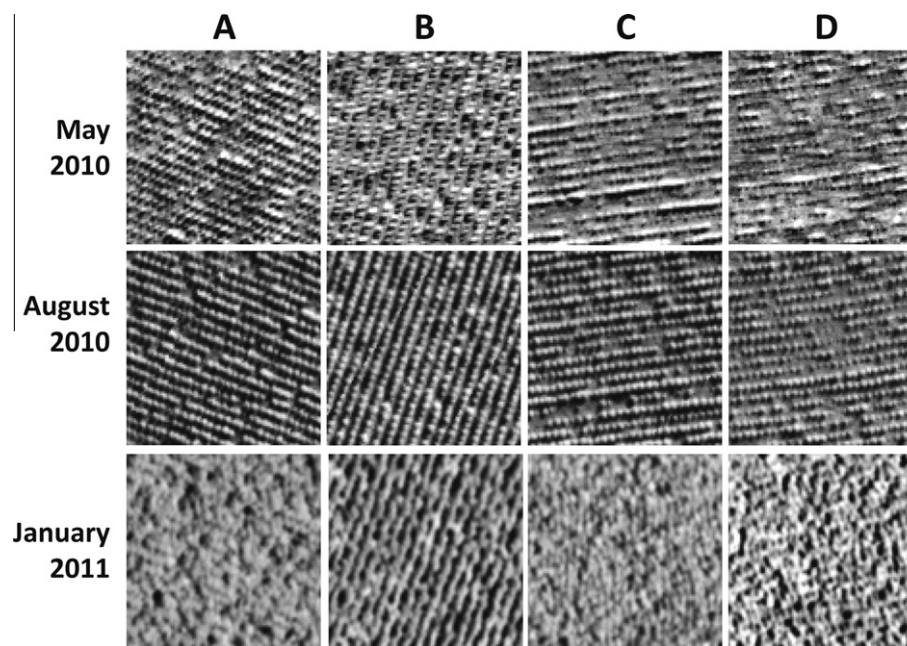


Fig. 2. Appearance of the four plantation row orientations (from left to right) from selected 50 × 50 m Worldview images in May, August and January (from top to bottom). Crown size variability and variation of local tree density of trees are also apparent.

Table 1
Main acquisition parameters for Worldview images.

Satellite	Date of acquisition	Acquisition time (GMT)	Spatial resolution (m)	Sensor azimuth angle (°)	Sensor elevation angle (°)	Sun azimuth angle (°)	Sun elevation angle (°)
Worldview2	11-May-10	13:29	0.5	53.5	70.7	33.5	68.1
Worldview2	01-August-10	13:43	0.5	297.7	83.2	32.5	42.7
Worldview1	29-January-11	13:50	0.5	337.6	81.6	82.3	66.7

at a spatial resolution of 50 cm. Sun elevation in the January image was 25° higher than for May and August. Sun-viewing angle values indicated an almost rear illumination (sun behind) of 20° for the May acquisition whereas illumination in August and January was from the side, with angles of about 95° and 105° (Table 1). A preliminary visual examination of the images (Fig. 2) showed how the January image contrasted sharply with the two previously acquired images as being slightly blurred in appearance with plantation rows no longer visible, especially in zones A and C. We interpreted this as a consequence of high sun elevation combined with the relative azimuth angle of the sensor while the distance between the crowns of *Eucalypt* trees in adjacent rows had narrowed since August (and crowns adjoined along a row). Indeed, rows in the zone B image were still clearly visible in the January image because the sunlight was coming from a near orthogonal direction of 80°.

The registration of the Worldview-2 images needed to be corrected in order to reach the pixel size precision required to superimpose the three images of the same area. To do this, we took the May image as the reference image for superimposition and located about 100 image-to-image landmarks spread over the stand and the neighboring region in both the August and January images. We then used a third order polynomial to reach a spatial superimposition error of less than 50 cm.

Lastly, we re-sampled the three superimposed images into 10 cm pixel images by applying a cubic convolution fit to keep the rectification smooth. This oversampling, as routinely accomplishable by all image processing software, was required to improve the flexibility of disk radius parameter adjustments to the crown in the MPP analysis.

3. Methods

The study comprised several operations (Fig. 3) applied to the preprocessed images that could be grouped into five main steps: tree positioning by visual analysis (3.1); automatic detection of trees by MPP (3.2); identification of the best sets of parameters by an analysis of detection quality (3.3); validation from ground-assessed densities before generalization to the whole plantation (3.4). These operations were implemented in Matlab® language.

3.1. Visual tree positioning

In our study we assumed that a careful visual analysis of the Worldview images would provide an adequate reference dataset of tree positions for comparison with MPP results (Fig. 3; step 2). This is reasonable provided that tree crowns are neither too small (compared to pixel size) nor sufficiently large to fill the inter-crown gaps along the rows. We therefore visually analyzed the August image (9-month-old trees), which was immune to both difficulties and used the May image (6-month-old trees) only for additional comparisons. In addition, we restricted the tedious work of visual interpretation to a sample of training/validation zones given that not only the affordability but also the quality and objectivity of the interpretation process were likely to decrease with the interpreted area. We thus arbitrarily located and delineated a total of 18 square 50 × 50 m plots in zones A, B, C and D (Fig. 1) with the aim of interpreting a sample that featured all the different plantation row angles.

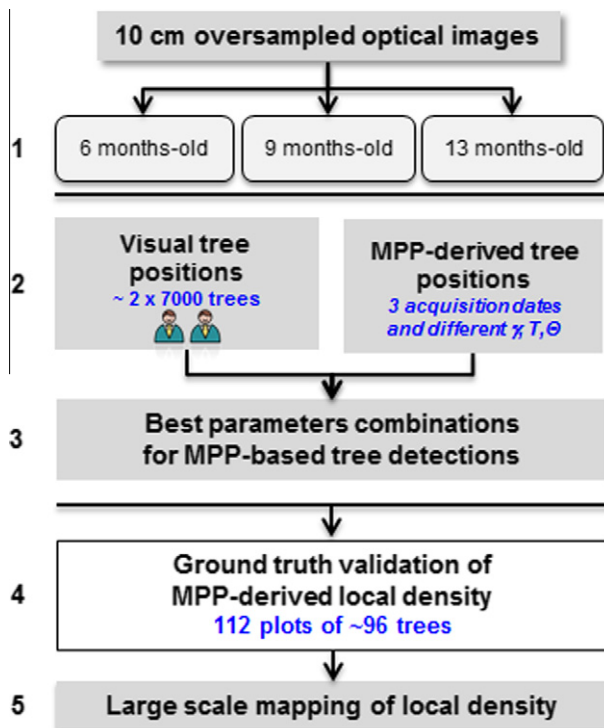


Fig. 3. Flowchart of processing steps.

Visual detection was carried out by two experts working independently on GIS-based data and consisted in determining latitude and longitude projections of apparent crown centers for all identifiable trees located in each of the 18 plots. About 7000 trees were located by each of the two experts with close agreement between the two for the number of trees in the plots (correlation coefficient 0.95). On the other hand, tree density across the 18 plots varied substantially, but independently of the zones as the number of visually detected trees ranged from 358 to 417, i.e. the maximum number of trees imposed by the plantation scheme for 2500 m².

3.2. Tree detection by the marked point process

The point process theory can be used to build random spatial patterns of points and is part of stochastic geometry. As the reader

can find abundant literature on the subject from the mathematical point of view (e.g. Stoyan et al., 1995; van Lieshout, 2000; Jacobsen, 2006), or from an image processing point of view (Descombes, 2012), we present here only the basics of marked point process modeling along with specificities for application to high spatial resolution images of *Eucalyptus* plantations (Fig. 3; step 2).

3.2.1. Marked point process modeling from zenithal images of forests

A high-resolution image of a forest canopy is a two dimensional lattice of spectral reflectance where tree crowns are distinguishable from their surrounding environment by intensity contrasts between sunlit and shadowed canopy portions or soil portions (Proisy et al., 2007). As visual analysis naturally tends to individualize tree crowns, it is sensible and logical to model the image scene as a particular production of a point process having as marks disks that approximate the crown shapes (Fig. 4; left). Each MPP corresponds to a random configuration of disks belonging to the configuration space $X = P \times M$, where P is the space containing the geographic positions of the crown centers, and M is the space containing the marks. In our study, the mark was regarded as the ground-projected crown half-diameter (or radius). Space X was thus defined as:

$$X = P \times M = [0; X_M] \times [0; Y_M] \times [r_{\min}; r_{\max}] \quad (1)$$

where X_M is the width and Y_M the length of the image scene, and r_{\min} is the minimum value and r_{\max} the maximum value considered for the radius of the disks. The PPM model was defined through a probability density with respect to the Poisson measure (van Lieshout, 2000) and an energy function was stated using a Gibbs formulation (Descombes et al., 2009; Descombes, 2012). Finding the best configuration for the model then became an energy minimization exercise through the space of all possible random configurations featuring a finite number of disk-objects. The total energy $U(x)$ of a given configuration was defined as the sum of two terms, namely:

$$U(x) = U_p(x) + U_d(x) \quad (2)$$

where $U_p(x)$ is a term introducing constraints between two adjacent objects (prior energy) and $U_d(x)$ is a term that expressed how well the system made by the objects and their neighborhood fitted image reflectance (data energy). The first term $U_p(x)$ cumulates the elementary energy computed for each adjacent pair of objects while the second $U_d(x)$ cumulates the local energy and includes variations in pixel values within and around each object in the configuration.

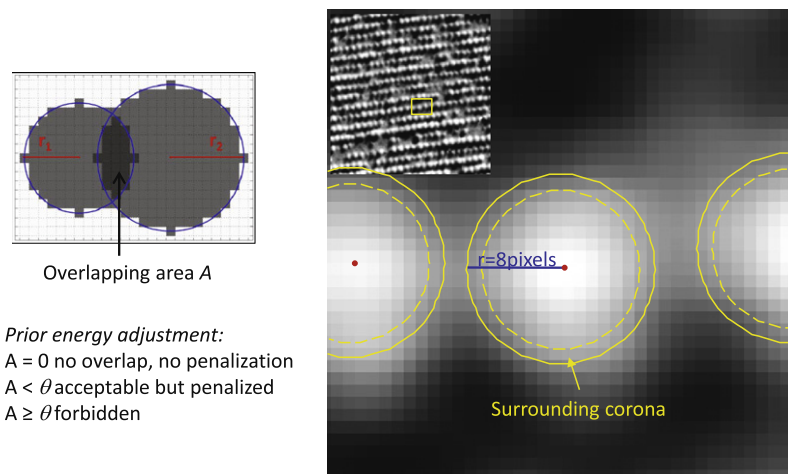


Fig. 4. Illustration based on a particular configuration of three disk-objects of the main aspects of marked point process fitting. Left: Illustration of overlapping area A between two disk-objects and principles defining the prior energy term in relation to the overlapping threshold θ . Right: Example of circular disk-objects as positioned on a 10 cm pixels image to maximize reflectance contrasts between disks and surrounding rings. The inset shows the position of the illustration within the embedding system of rows.

This local data energy $U_d(x)$ was computed through a function of the radiometric contrast between the pixels inside a given disk-object and the pixels composing its surrounding annulus. The higher this contrast, the more likely was the existence of a sunlit crown over a shadowed background. Let us note as μ_i , σ_i , n_i and μ_0 , σ_0 , n_0 the mean intensity, standard deviation and number of pixels inside a given disk-object and inside its surrounding ring, respectively. For every disk brighter than its corona i.e. $\mu_0 < \mu_i$, a contrast function derived from a Student's mean-comparison test is computed as follows:

$$S(x) = \frac{\mu_i - \mu_0}{\sqrt{\frac{n_i \sigma_i^2 + n_0 \sigma_0^2}{n_i + n_0 - 2}}} \sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_0}} \quad (3)$$

Then, data energy is derived from the comparison of $S(x)$ with a contrast threshold T ($T > 0$ and $T \leq 1$) defined and used as part of model parameterization:

$$\begin{cases} \frac{T-S(x)}{T}, & \text{if } S(x) > 1 - T \\ S(x) - 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

when $S(x) < 1 - T$, $U_d(x) < 0$, the disk fits the data. Setting the contrast threshold to a low value tends to increase the number of disks accepted around the same location, while high values of T may increase omissions in the event of low contrasts.

The prior energy term $U_p(x)$ is defined here to penalize any overlap between two objects and is a function of the normalized extent of the disks' intersection (Fig. 4; left). This function is parameterized using an overlapping threshold value, noted θ , that must be adjusted in relation to both image characteristics and forest type. Finally, overall prior energy is described as $U_p(x) = \gamma \eta(x)$, where $\eta(x)$ is the number of disk pairs with non-null intersection in the current configuration and γ is a parameter that weights prior energy comparatively to data energy $U_d(x)$.

3.2.2. Multiple births and deaths optimization algorithm

In order to find the x configuration that minimized total energy $U(x)$, we used a 'multiple births and deaths' process. The algorithm, embedding an annealing technique, was first proposed in Descombes et al. (2009) and consists of the following steps:

- (1) Initialize both a temperature β to 1 and a birth rate $\delta = \frac{X_M \times Y_M}{r_{\max}}$.
- (2) Select image pixels randomly from those not yet associated with a disk. Then, select disks with radius between r_{\min} and r_{\max} randomly from the newly born disk radius. A uniform distribution.
- (3) Sort the disks of the current configuration with respect to their data energy in decreasing order (i.e. from the worst to the best cases).
- (4) Remove each disk with a probability depending on both the temperature parameter and the total energy difference between the configurations with and without this object.
- (5) If the process has not converged (i.e. if total energy changes significantly during the last iteration), both temperature and birth rate are decreased.

3.3. Identifying the best sets of parameters

MPP modeling was applied to the 18 image extracts (each of 50×50 m). The range of disk radius variations was adjusted based on field measurements of the radii of a sample of crowns at the three plantation ages considered (see Section 2.1). The $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs values used to analyze the January image were taken according to the October measurements, assuming minor changes in canopy

dimensions afterwards due to canopy closure. The largest interval range for $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs was thus set to [5, 10], [7, 12] and [9, 15] pixels in the analysis of the May, August and January 10 cm oversampled images, respectively. Various values for γ , T and θ were also used (see Section 4.1). For each parameters combination, all detected disk-objects (center coordinates plus radius) were drawn and overlaid on the analogue patterns provided by the visual interpretation of each expert (Fig. 3; step 3). A search was conducted for all detected disks located within a capture distance of less than the maximum radius of the tree crown expected at a given observation date. Capture distance was taken from field measurements to be the average tree crown half diameter at the considered age plus one standard deviation of the related crown radius distribution.

When only one disk was captured in the neighborhood of a known tree, the detection was considered as validated (situation 1). Detection process limitations generated three other possible situations: no disks captured (situation 2), multiple captures (situation 3), and false detection i.e. no reference position could be associated with a given detected disk (situation 4). We therefore defined four variables for characterizing the quality of detection for any given set of parameters. Situation 1 (one tree, one disk) was described through the number of validated disks (noted nbv). Situation 2 informs on omission error as quantified by the number of omitted disks (nbo) whereas situations 3 and 4 contribute to the commission error through the number of multiple detections (nbm) and the number of false detections ($nbff$). The number of trees visually detected was noted nbr . Associated rates were then computed from ratios of nbv , nbo , nbl or nbv on nbr .

Finally, and as done in several other studies (e.g. Pitkänen, 2001; Pouliot et al., 2005) we used an overall accuracy index, noted AI , to measure the performance of any given set of parameters:

$$AI(\%) = \frac{nbv}{nbv + nbo + nbm + nbff} \times 100 \quad (5)$$

This index corrects the validated rate by taking account both of omission and commission errors. It should be noted that computation of this overall index was strictly dependent upon the availability of reference data for tree locations.

3.4. Local density validation and large-scale mapping

We validated the potential of the MPP to detect young *Eucalyptus* trees by comparing local density values estimated by MPP with fully independent data coming from the 112 field plots measuring $\sim 590 \text{ m}^2$ as previously presented. Only the best set of parameters that minimized unavoidable omission and commission errors was used (Fig. 3; step 4).

Our last aim was to compute a MPP-derived local density map for the entire plantation area from the number of MPP-detected disks (Fig. 3; step 5). In order to cover the whole *Eucalyptus* plantation imaged by Worldview, the local density index had to be computed over approximately 800 image windows (each of 50×50 m), i.e. about 170 hectares of plantation. We also indicated an error index for MPP-detection by averaging the number of omitted, redundant and false disks, noted $nboe$, $nbme$ and $nbfe$, respectively.

For information, it takes around 20 min to process a 50×50 m image (500×500 pixels) extracted using a Matlab® routine on a 3.5 GHz 64 bit PC running with a conventional RAM configuration of a few gigabytes. Processing time increases with the specified range of radii.

4. Results

The quality of MPP detections was analyzed in two steps. The first aimed to identify both the parameters (γ , T , θ) and observation

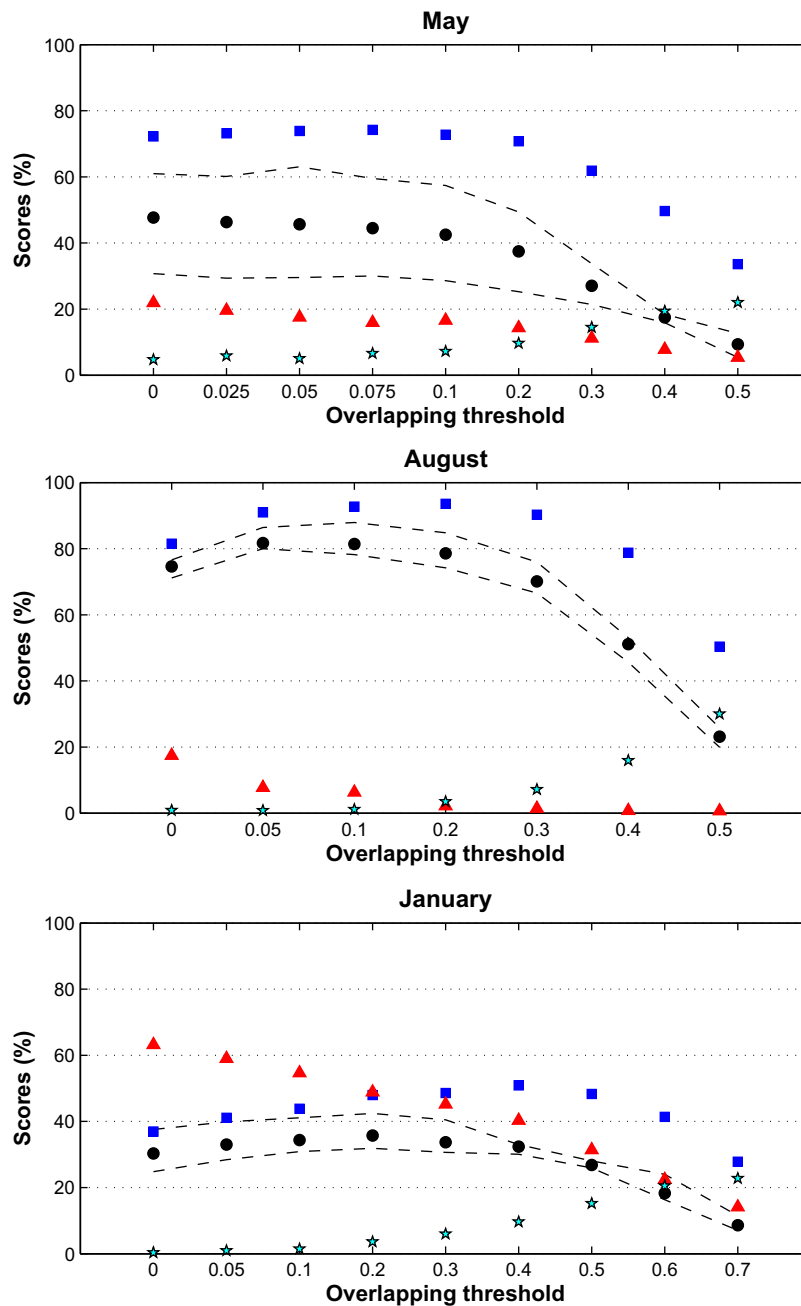


Fig. 5. Effect of overlapping threshold θ on detection quality for May (6 months after planting, top), August (9 months, middle) and January (13 months, bottom) images. Circular dots indicate accuracy index AI (see text). Square, star and triangle markers correspond to rates of validated, multiple and omitted detections, respectively. All values are averaged over three plots from those inside zones A, C or D (one per zone) using three values of data energy threshold T values of 0.05, 0.1 and 0.2. The standard error in overall accuracy index is represented by dashed lines.

Table 2

Median scores obtained using various $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs and in comparison with the two visual expert appraisals. Minimum and maximum scores are given in brackets.

r_{\min}	r_{\max}	Number of couples	AI (%)		Omitted detections		Single detections		Multiple detections	
			Expert #1	Expert #2	Expert #1	Expert #2	Expert #1	Expert #2	Expert #1	Expert #2
7	8–12	5	82.8 (68.4–95.2)	84.9 (69.7–94.8)	1.6 (0.0–10.7)	2.2 (0.0–12.4)	90.6 (81.2–97.5)	91.9 (81.7–97.3)	5.4 (0.7–15.2)	3.7 (0.9–13.3)
8	9–12	4	83.2 (70.1–93.3)	86.4 (72.1–94.8)	3.9 (0.7–10.7)	3.8 (0.2–13.1)	90.8 (82.4–96.5)	92.7 (83.8–97.3)	3.3 (0.7–11.6)	2.6 (0.7–7.9)
9	10–12	3	81.2 (70.6–95.7)	84.8 (70.9–94.7)	5.7 (1.6–13.5)	4.4 (0.8–14.2)	89.6 (82.7–97.8)	91.4 (83.0–97.1)	2.9 (0.5–9.3)	2.3 (0.7–7.3)
10	11–12	2	75.9 (65.2–91.1)	76.4 (66.2–92.7)	11.4 (3.8–19.0)	11.3 (3.5–19.1)	86.3 (78.9–95.4)	86.6 (79.6–96.2)	1.9 (0.5–5.4)	0.8 (0.0–2.8)

dates that maximized the overall accuracy index. It was carried out using broad ranges of crown radius values. The second step evaluated how the range of crown values, i.e. $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs affected the final results.

4.1. Selecting tree detection parameters

4.1.1. MPP parameters

The May, August and January images were analyzed using various pairs of minimum and maximum radius values, i.e. [5,8], [8,10] and [10,12] pixels, respectively. Detection scores were systematically computed in reference to the two visual expert appraisals. For the sake of conciseness, only a subset of the results and figures obtained is presented in this paper.

Detection scores varied only by a few percentage points when data energy threshold value T was varied from 0.05 to 0.8 (not shown). This parameter was therefore set to 0.1 in subsequent analyses, without any great loss of generality. The effect of the γ parameter that weights prior energy relative to data energy was also tested by considering values ranging from 0.5 to 6. For each value of γ , we simultaneously examined the effect of the overlapping threshold by taking $0 \leq \theta \leq 0.5$. The results obtained for all observation dates and all θ values showed that setting γ below 1 generated far too many multiple detections while γ values above 1 reduced multiple detections to less than 15% for the May image and to around 10% for both the August and January images (result not shown). Also, overall detection quality was stable for all values of $\gamma \geq 1$. Thus, for the remainder of the study, γ was set to 2.

Variations in detection scores were analyzed by considering a range of overlapping threshold θ values from 0 (no overlap) to very high values of up to 0.5 for May and August (50% overlapping) and 0.7 for January. We observed that the overall accuracy index for the May image (Fig. 5; top) was relatively stable at about 60%, with θ less than 0.2. Beyond this value, the overall accuracy index rapidly deteriorated due to a simultaneous decrease in validated detections and an increase in multiple detections.

4.1.2. Image acquisition date

As shown in Fig. 5, the accuracy index AI for MPP-based detections was clearly higher when using the August image than when using the May and January images, with mean values of 82%, 51% and 30%, respectively.

Considering the May acquisition, index values were about 70% as long as the overlapping threshold θ remained below 0.2, but then fell to 40% (Fig. 5; top). The rate of missed detections exceeded 15% while that of validated detections (single detections) was less than 60%. Conversely, the August image clearly provided good overall scores exceeding 80% when using $0.05 \leq \theta \leq 0.3$ (Fig. 5; middle). Very poor detection quality was obtained from the January image, with the overall accuracy index peaking at no more than 35% for $\theta = 0.4$ (Fig. 5; bottom). Canopy closure along plantation rows due to crown enlargement (Fig. 2) is a likely explanation for this poor performance of the MPP analysis at this plantation age.

However, it should be noted that false detections (disk-objects that cannot be associated with a visually detected tree) were zero for all tested parameters and all observation dates, indicating that the marked point process had been appropriately parameterized.

4.1.3. Range of disk radii using the August image

Here we focused on analyzing the August image. The main parameters were set to the previously established values of γ , T and θ in order to determine how the choice of minimal/maximal radius values impacted omission and commission errors and overall detection quality (Table 2) for the four zones with different plantation row orientations (Fig. 6).

Since no significant difference was found between the tree density values provided by the two independent visual expert appraisals (see Section 3.1), densities were considered as a sound basis to compute overall detection scores. Interestingly, the validated detections rate exceeded 82% for all four zones, showing that row orientation had little or no impact on this result. However, the overall accuracy index indicated that median density values were about 15% lower in

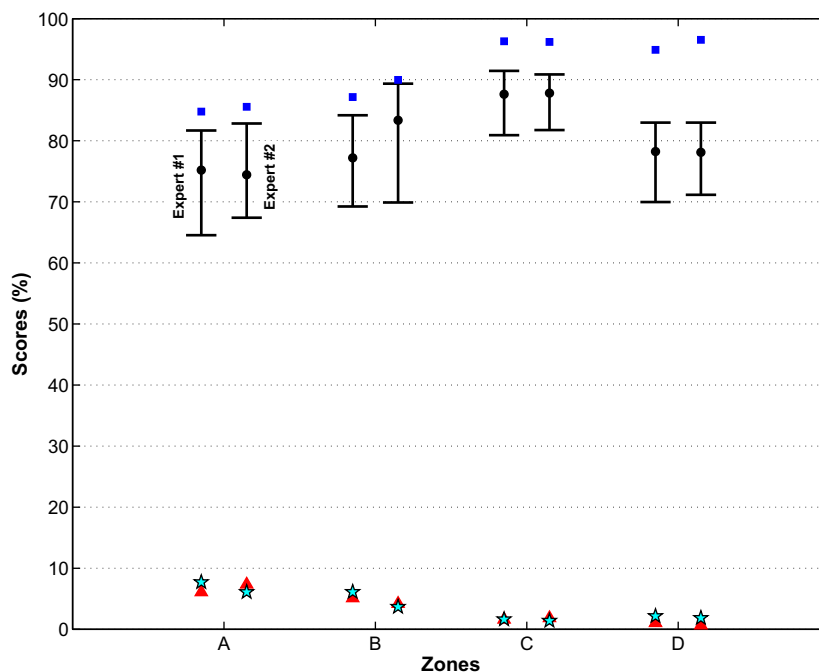


Fig. 6. Results from the MPP-based modeling of the image acquired in August with $\gamma = 2$, $T = 0.2$ and $\theta = 0.2$ (see text). Detection rates and accuracy index are computed for the four zones of the plantation and for each expert visual interpretation as median values over the $[r_{\min}, r_{\max}]$ intervals listed in Table 3. Circular dots indicate the accuracy index AI . Square, star and triangle markers correspond to rates of validated, multiple and omitted detections, respectively.

A and B than those observed for zones C and D. Rates of no detection and multiple detection ranged from 5% to 8% in zones A and B while in zones C and D these values did not exceed 3%.

A detailed analysis using various $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs (Table 2) indicated that the MPP analysis performed least well taking values in the upper part of the realistic tree crown radius interval, i.e. with $r_{\min} \geq 10$ pixels (1 m), whereas using $[r_{\min}, r_{\max}]$ pairs close to the lower boundary i.e. [7, 11], [8, 11] or [9, 11] boosted both the overall index and the validated rate to values above 90% by minimizing omission and commissions errors to a few percent. The potential of the MPP analysis is illustrated in Fig. 7 which shows examples of the detection results obtained with $[r_{\min}, r_{\max}] = [9, 11]$.

Additionally, a comparison of visually- vs. MPP-detected trees pointed to MPP detection providing a 4% underestimation, but despite this difference the two assessments appeared to be linearly correlated throughout the range of *Eucalyptus* tree densities. This indicates that the discrepancy between the visual- and MPP-based density estimates is not density-dependent when considering Worldview images acquired for 9-month old *Eucalyptus* plantations.

4.2. Validation of MPP-derived local density

We computed the local density on the 112 validation plots using the best parameter combinations i.e. $T = 0.1$, $\gamma = 2$ and

$\theta = 0.1$ and using one of the best radius ranges, i.e. [7, 11] pixels. The comparison of the MPP-derived and ground truth collected local density values correlated well ($r^2 = 0.88$) with a root mean square error of 31 trees/ha (Fig. 8). The slope coefficient of the regression between both datasets did not significantly depart from 1 with a 95% confidence interval. There was no mean to quantify omissions or commission errors, since ground truth plots did not feature XY locations of trees. However, this result validated the ability of MPP detection to assess tree density using the parameter values previously identified by visual detection. It also confirmed the robustness of MPP density estimates across gradients of tree densities, tree structural characteristics and row orientations.

4.3. Large-scale mapping of local density

Lastly, we generated a local tree density map for the entire plantation (~800 image windows of 50×50 m) using one of the best radius ranges, i.e. [8, 11] pixels. This parameterization yielded a number of trees ranging from 333 to 420 trees to compare with the 415 theoretically planted trees for a 50×50 m planted area. The associated values for *nboc*, *nbme*, *nbfe* corresponded to 17, 14 and 0 trees, respectively. The resulting map showed local density variations ranging from 316 trees mainly in the northwestern part

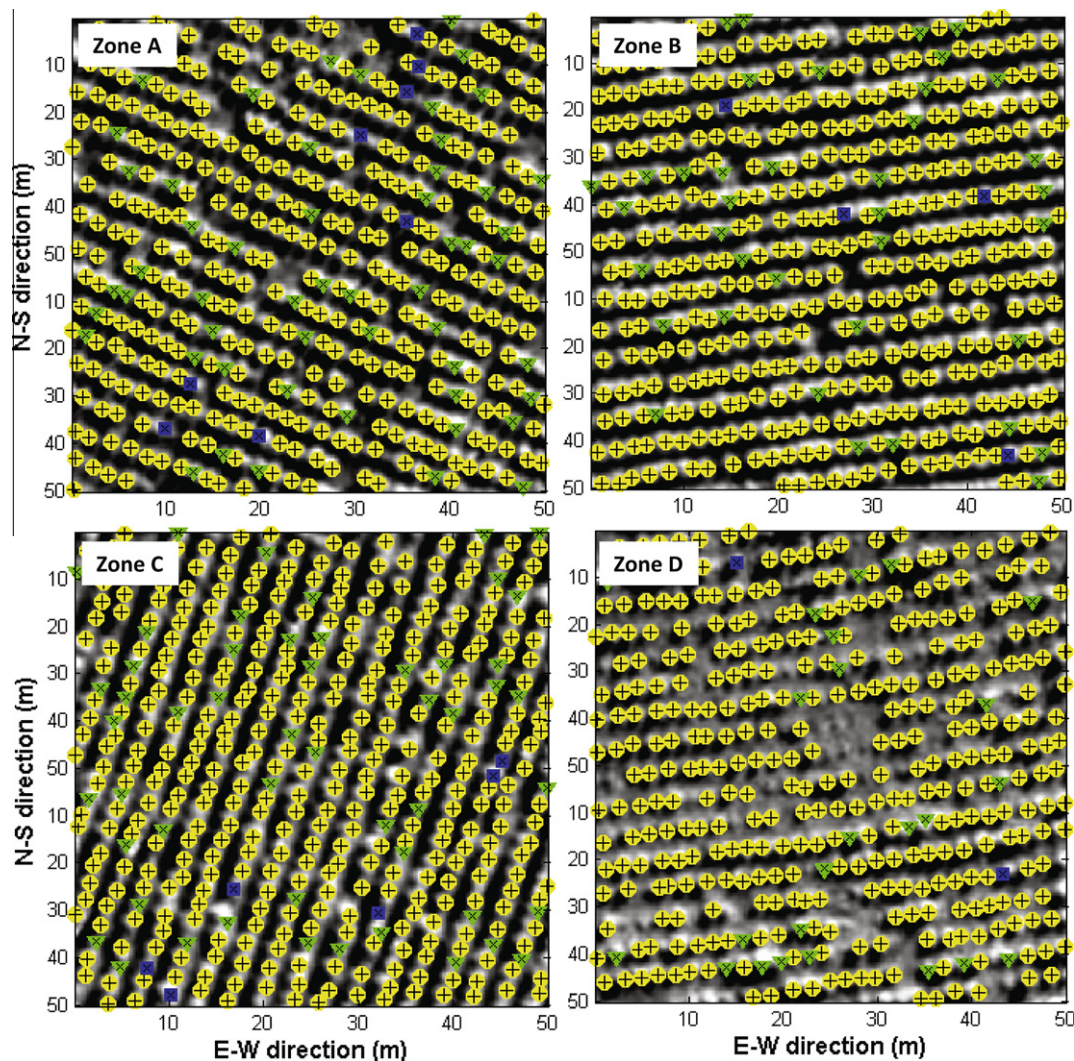


Fig. 7. Example of MPP detection results obtained over the four plots presented in Fig. 2 using the best parameters combination established for the August image analysis i.e. $\gamma = 2$, $T = 0.2$ and $\theta = 0.2$ and $[r_{\min}, r_{\max}] = [8, 11]$. Yellow disks with '+' indicate single detections. Blue square dots and green triangles with 'x' indicate multiple detection and no detections, respectively. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

(zone A) to maximum density values in zone D (Fig. 9). Local density across the plantation was clearly not uniformly distributed.

5. Discussion

5.1. Potentialities and further improvements of MPP analysis

High spatial resolution satellite images can supply useful quantitative information for forest management as they can be used to analyze the forest scene on an individual tree scale. For instance, pixelwise classification algorithms based on optical image radiometry are generally ill-suited to detect young individual trees and measure their characteristics. The problem of tree crown delineation in fine spatial resolution images calls for methods that combine both an analysis of radiometric contrast and *a priori* knowledge of tree size and physiognomy. In response to this, and once it had been verified that tree crowns can be represented by circular disks, the marked point process modeling of forest image properties has an undeniable potential for monitoring *Eucalyptus* forest plantations. One particular advantage of using this MPP method is its ability to integrate *a priori* and ideally field-derived data on forest characteristics when setting the ranges of parameter values that determine point process configurations. Values for disk radii must match realistic ranges of tree crown half-diameters on the observation date in order to avoid false detections and improve MPP performance. Data on tree crown overlapping area are crucial for MPP analysis and can be deduced from ground-truth references in one or more plots. Yet, very little crown overlap is observed in

this kind of even-aged *Eucalyptus* plantation, and, over time, overlap is of very limited importance. The overlap parameter, θ , is therefore more intended to express possible crown deformation that may occur from tree-tree interactions along the plantation rows. Crown modeling via circles cannot account for such deformation plasticity, but allowances made for some overlapping provide the necessary plasticity. However, in our study, field data showed that little crown deformation occurred, and interpretation of the optimal overlap values is probably related to sun and/or sensor position distorting apparent tree position or crown shape.

Some difficulties may arise when transforming radiometric variations expressed as square pixels into disk-objects of adequate size. Here, we found in our preliminary tests that simply oversampling the original image up to 10 cm pixels greatly improved detection as the marked point process functions better when disk-objects are described by tens of pixels rather than a few pixels. More accurate disk positioning through to a finer evaluation of the radiometric distance between a crown and its periphery may improve data energy minimization. This of course relies on choosing an appropriate value for threshold parameter T . In our case of *Eucalyptus* crown detection in Worldview panchromatic images and for the 10 cm resolution used, a sensitivity analysis led us to the conclusion that substantial variations in T do not significantly affect detection. Dealing with other images such as infrared channels or Lidar-derived canopy-height models would require additional sensitivity testing. Additionally, computation of the radiometric distances needed to evaluate the data energy term may be improved, especially if spatial resolution and pixel numbers are high.

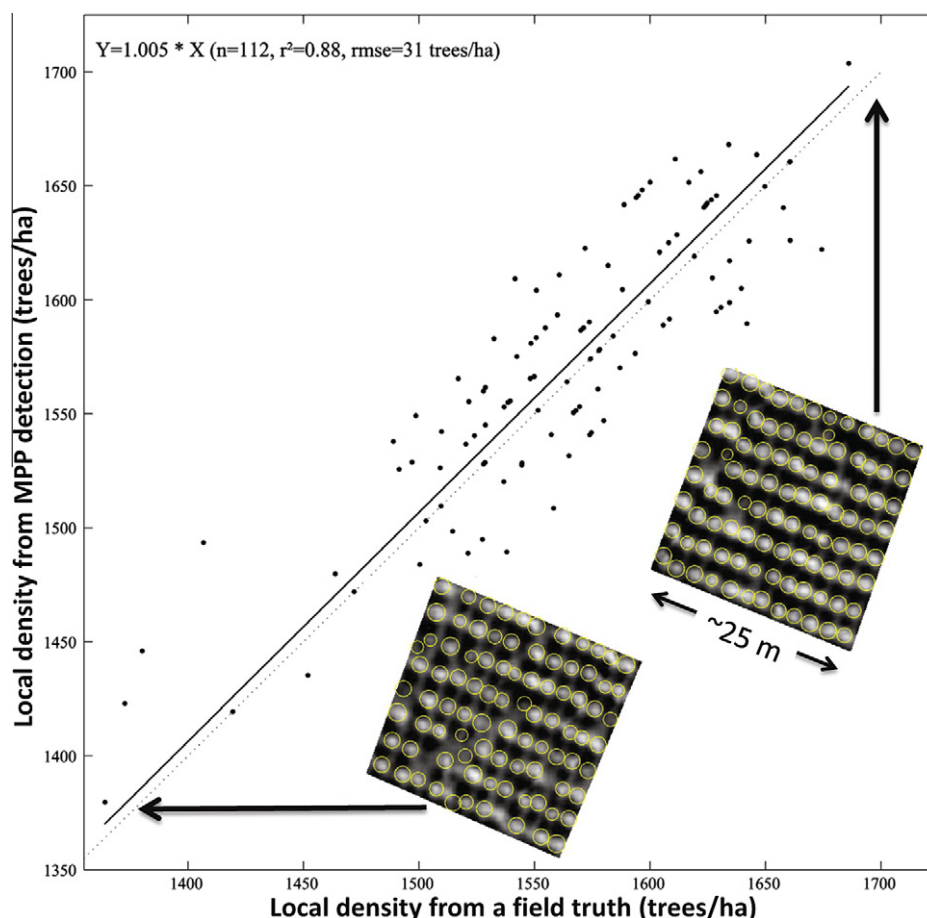


Fig. 8. Comparison between local density values obtained from a field survey and from MPP analysis. Two plots of strongly contrasting tree density are shown. The solid black line gives the regression line of the form $Y = a \times X$ (intercept coerced to zero).

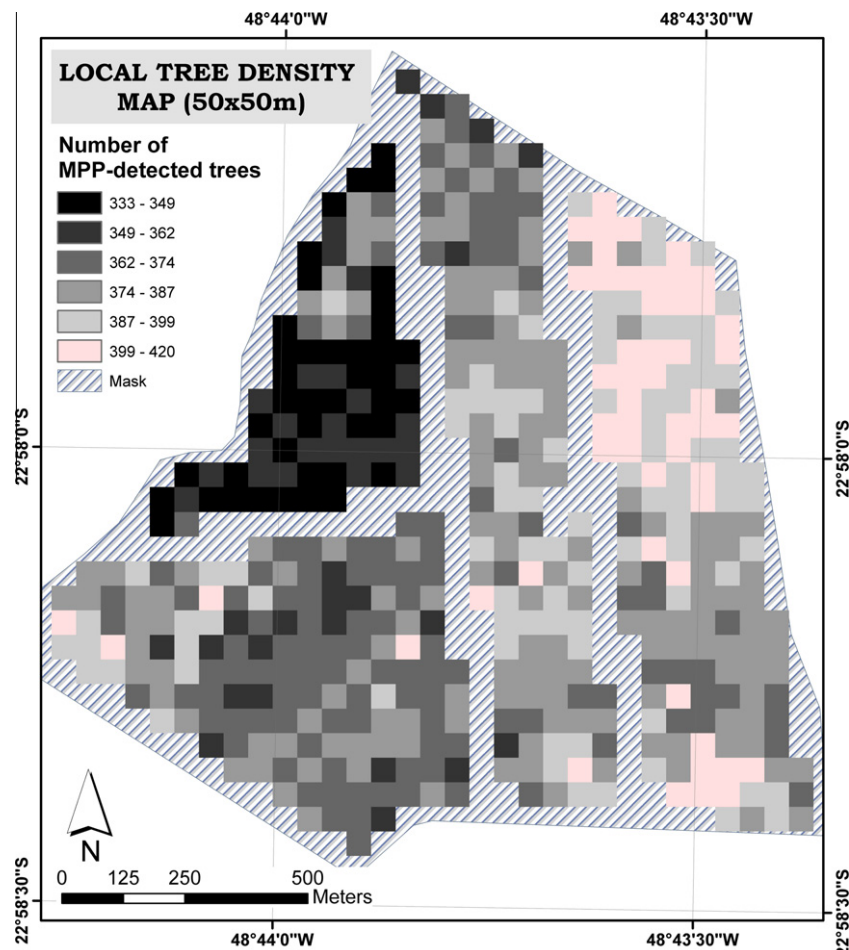


Fig. 9. Example of a local tree density map computed over the entire plantation at 50×50 m resolution of the marked point process modeling. Masked areas are centered along the road network.

5.2. Prospects and limitations

Although the set of parameters used to implement the method is theoretically large, we have shown here that, for a specific class of application (i.e., a certain type of tree stand and a given type of image), most parameters have a limited effect on the result and can be safely assigned to predetermined values. In our study of a *Eucalyptus* plantation, we noted that we could take $T = 0.1$ and $\gamma = 2$ as the energy threshold and weighting of data energy, respectively. We also propose that the overlapping parameter may be taken in further studies as $0.1 \leq \theta \leq 0.2$ in the absence of more specific information. The only remaining parameters concern the range of disk radii, which has been shown to have a substantial effect on the results, but which can easily be adapted to each specific case by field measurements of crown radii.

This work highlights that the number of trees and possibly tree locations can be mapped from metric spaceborne images during early growth stages before tree crowns join. Considering *Eucalyptus* plantations, mapping can be used to illustrate that planting success is heterogeneous in space and pinpoint where the problem of tree mortality or insufficient growth is the most acute. The potential for stand density mapping from individual tree detection must now be tested in diverse types of even-aged, open-canopy stands. For instance, the monitoring of ecosystems marked by frequent primary successions, such as Amazonian mangroves, could benefit from the mapping of natural colonization over extensive mud banks by fast-spreading species such as *Avicennia germinans* (Proisy et al., 2009). The method could also be used to detect emergent tree crowns

sparsely distributed over a number of hectares of closed canopy forest, and this could be tested by setting the overlapping threshold and disk radii at values distinct from those observed for canopy trees. However, as suggested by the analysis of the January image, corresponding to trees aged 13 months, tree canopy closeness makes detection impossible with the available native image resolution. In comparison, Vauhkonen et al. (2011) concluded that airborne scanning laser data allowed tree detection during the whole rotation time in 4×3 m *Eucalyptus* plantations. Moreover, when considering natural tropical *terra firme* forests, tree crown size cannot be restricted to a given interval of a few decimeters. In addition, tree crowns often overlap or closely adjust one to another, resulting in non-circular shapes. Hence, any attempt to determine the number of trees per hectare (except emergent/dominant trees) by MPP analysis on images with a spatial resolution of 50 cm to 1 m will probably fail in natural forests. A texture analysis providing information on modal crown size on a forest hectare scale (Couteron et al., 2005; Proisy et al., 2007) may be the best way to extract information from images of closed canopies at these resolutions.

5.3. Prospects for improving the management of *Eucalyptus* plantations

Large-scale automatic mapping of local tree density within commercial eucalypt plantations is possible by MPP-based single tree detection. Generated maps contribute to our overall knowledge of plantations, and could influence decision-making

by locating site-specific silvicultural failures that reduce productivity. An early detection of high mortality areas could lead to modifications in current fertilization and weeding practices to adapt them more to local low stand density (precision forestry). Local densities are a good indicator of the potential volume at harvest, particularly when combined with information about average individual tree volume obtained from adequate field measurements. The advantage of using imagery compared to forest inventories is that individual-scale and thus local information can be obtained over large areas. A lower than expected tree density can inform the manager of possible problems occurring in that area, and this can either be dealt with directly or at the next rotation. Since the best detection results are obtained when trees are aged 6–9 months, this is too late to replace missing trees, but the manager may decide to replant the local area entirely if economically profitable, or change the clone, treatments or other operations at the next rotation. The price of high spatial resolution satellite images will very likely decrease in the future while availability will increase. Moreover, the application of such MPP-based analyses at each successive rotation may provide a basis for building temporal archives of plantation performance that may be useful for adjusting stocking densities and management practices. Finally, the potential of the MPP approach will probably increase with its application to fine-scale Lidar-derived canopy heights models that already proved usefulness for monitoring *Eucalyptus* plantations (e.g. Packalén et al., 2011).

5.4. Concluding remarks

A better understanding of how the most influential MPP parameters need to be set for different forest types, tree ages, crown forms and sun and viewing conditions may be obtained by simulating reflectance images using 3D stand mockups and a radiative transfer model, like for instance the DART model (Gastellu-Etchegorry, 2008). Here, as explained by Barbier et al. (2012), realistic canopy images can be simulated by applying the DART model to 3D forest mockups consisting of “lollipop” trees (ellipsoids on a stick) built from field inventories and allometric relationships. This is a very convenient method for developing and testing the robustness of remote sensing methods dedicated to the application of high spatial resolution imagery to forests.

Simulating images of *Eucalyptus* plantations may help to both adjust the set of MPP parameters for each age (and related levels of total height and crown development) and determine optimal acquisition parameters in terms of sun and viewing angles (le Maire et al., 2012a). This approach may pave the way to providing key attributes for forest management, such as trees location maps, an abacus of crown diameter growth during early stages, and areas of poor growth or high mortality. Information such as this is crucial when investigating the effect of planting density on yield (Vanclay, 1994) or when simulating competition for light (Binkley et al., 2010; Binkley et al., 2012; le Maire et al., 2012b) and when using a simple representation of tree crowns with geometrical volumes, such as ellipsoids or cones (Medlyn, 2004).

Acknowledgements

This work was supported by the ORFEO program, a Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) Accompaniment Program for the use of PLEIADES images. We especially wish to thank Claire Tinel for her help in image sorting and are grateful to the Eucflux project (<http://www.ipef.br/eucflux/>) for providing inventories of the *Eucalyptus* plantation plots. We thank Peter Biggins for the revision of the English.

References

- Barbier, N., Couteron, P., Proisy, C., Malhi, Y., Gastellu-Etchegorry, J.-P., 2010. The variation of apparent crown size and canopy heterogeneity across lowland Amazonian forests. *Global Ecology and Biogeography* 19, 72–84.
- Barbier, N., Couteron, P., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Proisy, C., 2012. Linking canopy images to forest structural parameters: potential of a modeling framework. *Annals of Forest Science* 69, 305–311.
- Binkley, D., Stape, J.L., Bauerle, W.L., Ryan, M.G., 2010. Explaining growth of individual trees: light interception and efficiency of light use by *Eucalyptus* at four sites in Brazil. *Forest Ecology and Management* 259, 1704–1713.
- Binkley, D., Campoe, O.C., Gspaltl, M., Forrester, D.I., 2012. Light absorption and use efficiency in forests: why patterns differ for trees and stands. *Forest Ecology and Management*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2011.11.002>.
- Campoe, O.C., Stape, J.L., Laclau, J.-P., Marsden, C., Nouvellon, Y., 2012. Stand-level patterns of carbon fluxes and partitioning in a *Eucalyptus grandis* plantation across a gradient of productivity, in São Paulo State, Brazil. *Tree Physiology*. <http://dx.doi.org/10.1093/treephys/tps038>.
- Couteron, P., Pélissier, R., Nicolini, E., Paget, D., 2005. Predicting tropical forest stand structure parameters from Fourier transform of very high-resolution remotely sensed canopy figures. *Journal of Applied Ecology* 42, 1121–1128.
- Culvenor, D.S., 2002. TIDA: an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery. *Computers and Geosciences* 28, 33–44.
- Descamps, S., Béchet, A., Descombes, X., Arnaud, A., Zerubia, J., 2011. An automatic counter for aerial images of aggregations of large birds. *Bird Study* 58, 302–330.
- Descombes, X. (Ed.), 2012. *Stochastic Geometry for Image Analysis*. ISTE & John Wiley & Sons.
- Descombes, X., Kruggel, F., Wollny, G., Gertz, H.J., 2004. An object-based approach for detecting small brain lesions: application to Virchow-Robin spaces. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23, 246–255.
- Descombes, X., Minlos, R., Zhizhina, E., 2009. Object extraction using a stochastic birth-and-death dynamics in continuum. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 33, 347–359.
- du Toit, B., Dovey, S.B., 2005. Effect of site management on leaf area, early biomass development, and stand growth efficiency of a *Eucalyptus grandis* plantation in South Africa. *Canadian Journal of Forest Research* 35, 891–900.
- eGeos, 2011. Price List. <http://www.eurimage.com/products/prices_terms.html>.
- Erikson, M., Olofsson, K., 2005. Comparison of three individual tree crown detection methods. *Machine Vision and Applications* 16, 258–265.
- Garau, A.M., Lemcoff, J.H., Ghera, C.M., Beadle, C.L., 2008. Water stress tolerance in *Eucalyptus globulus* Labill. subsp. *maidenii* (F. Muell.) saplings induced by water restrictions imposed by weeds. *Forest Ecology and Management* 255, 2811–2819.
- Gastellu-Etchegorry, J.P., 2008. 3D modeling of satellite spectral images, radiation budget and energy budget of urban landscapes. *Meteorology and Atmospheric Physics* 102, 187–207.
- Gebreslasie, M.T., Ahmed, F.B., Van Aardt, J.A.N., Blakeway, F., 2011. Individual tree detection based on variable and fixed window size local maxima filtering applied to IKONOS imagery for even-aged *Eucalyptus* plantation forests. *International Journal of Remote Sensing* 32, 4141–4154.
- Gonçalves, J.L.d.M., Stape, J.L., Laclau, J.-P., Smethurst, P., Gava, J.L., 2004. Silvicultural effects on the productivity and wood quality of eucalypt plantations. *Forest Ecology and Management* 193, 45–61.
- Gougeon, F.A., 1995. A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing* 21, 274–284.
- Hirschmugl, M., Ofner, M., Raggam, J., Schardt, M., 2007. Single tree detection in very high resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment* 110, 533–544.
- Hummel, S., Hudak, A.T., Uebler, E.H., Falkowski, M.J., Megown, K.A., 2011. A comparison of accuracy and cost of LiDAR versus stand exam data for landscape management on the Malheur National Forest. *Journal of Forestry*, 267–273.
- Jacobsen, M., 2006. *Point Process Theory and Applications: Marked Point and Piecewise Deterministic Processes*. Springer Science & Business, New York, USA.
- Korpela, I., 2004. Individual tree measurements by means of digital aerial photogrammetry. *Silva Fennica Monograph* 3, 93.
- Laclau, J.-P., Ranger, J., Gonçalves, J.L.M., Maquère, V., Krusche, A.V., M'Bou, A.T., Nouvellon, Y., Saint-André, L., Bouillet, J.-P., De Cassia Piccolo, M., Deleporte, P., 2010. Biogeochemical cycles of nutrients in tropical *Eucalyptus* plantations: main features shown by intensive monitoring in Congo and Brazil. *Forest Ecology and Management* 259, 1771–1785.
- Larsen, M., Rudemo, M., 1998. Optimizing templates for finding trees in aerial photographs. *Pattern Recognition Letters* 19 (1153), 1162.
- Larsen, M., Eriksson, M., Descombes, X., Perrin, G., Brandtberg, T., Gougeon, F.A., 2011. Comparison of six individual tree crown detection algorithms evaluated under varying forest conditions. *International Journal of Remote Sensing* 32, 5827–5852.
- le Maire, G., Marsden, C., Nouvellon, Y., Grinand, C., Hakamada, R., Stape, J.-L., Laclau, J.-P., 2011a. MODIS NDVI time-series allow the monitoring of *Eucalyptus* plantation biomass. *Remote Sensing of Environment* 115, 2613–2625.
- le Maire, G., Marsden, C., Verhoef, W., Ponzone, F.J., Lo Seen, D., Bégué, A., Stape, J.-L., Nouvellon, Y., 2011b. Leaf area index estimation with MODIS reflectance time series and model inversion during full rotations of *Eucalyptus* plantations. *Remote Sensing of Environment* 115, 586–599.

- le Maire, G., Nouvellon, Y., Rounsard, O., Christina, M., Charbonnier, F., Zhou, J., Ponzoni, F., Stape, J.-L., Dautat, J., Couteron, P., Proisy, C. 2012a. Very high resolution satellite images for parameterization of tree-scale forest process-based model. In: IGARSS 2012. Munich, Germany.
- le Maire, G., Nouvellon, Y., Christina, M., Ponzoni, F.J., Gonçalves, J.L.M., Bouillet, J.P., Laclau, J.P., 2012b. Tree and stand light use efficiencies over a full rotation of single- and mixed-species *Eucalyptus grandis* and *Acacia mangium* plantations. Forest Ecology and Management. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2012.03.005>.
- Marsden, C., le Maire, G., Stape, J.-L., Seen, D.L., Rounsard, O., Cabral, O., Epron, D., Lima, A.M.N., Nouvellon, Y., 2010. Relating MODIS vegetation index time-series with structure, light absorption and stem production of fast-growing *Eucalyptus* plantations. Forest Ecology and Management 259, 1741–1753.
- Medlyn, B.E., 2004. A MAESTRO retrospective. In: Mencuccini, M., Moncrieff, J., McNaughton, K.J.G. (Eds.), Forests at the Land-Atmosphere Interface. CABI Publishing, Wallingford, UK, pp. 105–122.
- Packalén, P., Mehtätalo, L., Maltamo, M., 2011. ALS-based estimation of plot volume and site index in a *Eucalyptus* plantation with a nonlinear mixed-effect model that accounts for the clone effect. Annals of Forest Science 68, 1085–1092.
- Pallett, R.N., Sale, G., 2004. The relative contributions of tree improvement and cultural practice toward productivity gains in *Eucalyptus* pulpwood stands. Forest Ecology and Management 193, 33–43.
- Perrin, G., Descombes, X., Zerubia, J., Boureau, J.G. 2006. Forest resource assessment using stochastic geometry. In: International Precision Forestry Symposium. South Africa.
- Pitkänen, J., 2001. Individual tree detection in digital aerial images by combining locally adaptive binarization and local maxima methods. Canadian Journal of Forest Research 31, 832–844.
- Ploton, P., Pélissier, R., Proisy, C., Flavenot, T., Barbier, N., Rai, S.N., Couteron, P., 2012. Assessing aboveground tropical forest biomass using Google Earth canopy images. Ecological Applications 22, 993–1003.
- Pouliot, D., King, D., 2005. Approaches for optimal automated individual tree crown detection in regenerating coniferous forests. Canadian Journal of Remote Sensing 31, 255–267.
- Pouliot, D., King, D., Pitt, D., 2005. Development and evaluation of an automated tree detection–delineation algorithm for monitoring regenerating coniferous forests. Canadian Journal of Forest Research 35, 2332–2345.
- Proisy, C., Couteron, P., Fromard, F., 2007. Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. Remote Sensing of Environment 109, 379–392.
- Proisy, C., Gratiot, N., Anthony, E.J., Gardel, A., Fromard, F., Heuret, P., 2009. Mud bank colonization by opportunistic mangroves: a case study from French Guiana using lidar data. Continental Shelf Research 29, 632–641.
- Richardson, J.J., Moskal, L.M., 2011. Strengths and limitations of assessing forest density and spatial configuration with aerial LiDAR. Remote Sensing of Environment 115, 2640–2651.
- Song, C., Dickinson, M.B., Su, L., Zhang, S., Yaussey, D., 2010. Estimating average tree crown size using spatial information from Ikonos and QuickBird images: across-sensor and across-site comparisons. Remote Sensing of Environment 114, 1099–1107.
- Stape, J.L., Binkley, D., Ryan, M.G., Fonseca, S., Loos, R.A., Takahashi, E.N., Silva, C.R., Silva, S.R., Hakamada, R.E., Ferreira, J.M.d.A., Lima, A.M.N., Gava, J.L., Leite, F.P., Andrade, H.B., Alves, J.M., Silva, G.G.C., Azevedo, M.R., 2010. The Brazil *Eucalyptus* potential productivity project: influence of water, nutrients and stand uniformity on wood production. Forest Ecology and Management 259, 1684–1694.
- Stephens, P.R., Kimberley, M.O., Beets, P.N., Paul, T.S.H., Searles, N., Bell, A., Brack, C., Broadley, J., 2012. Airborne scanning LiDAR in a double sampling forest carbon inventory. Remote Sensing of Environment 117, 348–357.
- Stoyan, D., Kendall, W.S., Mecke, J., Kendall, D.G., 1995. Stochastic Geometry and Its Applications. John Wiley & Sons, Chichester.
- Tesfamichael, S.G., Ahmed, F., van Aardt, J.A.N., Blakeway, F., 2009. A semi-variogram approach for estimating stems per hectare in *Eucalyptus grandis* plantations using discrete-return Lidar height data. Forest Ecology and Management 258, 1188–1199.
- van Lieshout, M.N.M., 2000. Markov Point Processes and their Applications. Imperial College Press, London.
- Vanclay, J.K., 1994. Modelling Forest Growth and Yield: Applications to Mixed Tropical Forests. CABI, Wallingford, UK, pp. 312.
- Vauhkonen, J., Mehtätalo, L., Packalén, P., 2011. Combining tree height samples produced by airborne laser scanning and stand management records to estimate plot volume in *Eucalyptus* plantations. Canadian Journal of Forest Research 41, 1649–1658.
- Vauhkonen, J., Ene, L., Gupta, S., Heinzel, J., Holmgren, J., Pitkänen, J., Solberg, S., Wang, Y., Weinacker, H., Hauglin, K.M., Lien, V., Packalén, P., Gobakken, T., Koch, B., Næset, E., Tokola, T., Maltamo, M., 2012. Comparative testing of single-tree detection algorithms under different types of forest. Forestry 85, 27–40.
- Walters, G.A., 1980. *Saligna Eucalyptus* growth in a 15-year-old spacing study in Hawaii. Pacific Southwest Forest and Range Experiment Station 151, 1–6.
- Wulder, M.A., White, J.C., Niemann, K.O., Nelson, T., 2004. Comparison of airborne and satellite high spatial resolution data for the identification of individual trees with local maxima filtering. International Journal of Remote Sensing 25, 2225–2232.

Annexe B

Communication ACPR 2011

J. Zhou, C. Proisy, X. Descombes, G. le Maire, Y. Nouvellon, J. Zerubia and P. Couteron (2011) Tree crown detection in high resolution optical images during the early growth stages of *Eucalyptus* plantations in Brazil, *Proceeding of the First Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*, 28-30 Novembre 2011, Beijing, Chine. (DOI : 10.1109/ACPR.2011.6166666)

Tree crown detection in high resolution optical images during the early growth stages of *Eucalyptus* plantations in Brazil

Jia Zhou

Université Montpellier II
UMR AMAP
Montpellier, France
jia.zhou@cirad.fr

Xavier Descombes, Josiane Zerubia

INRIA
Ariana, INRIA/I3S
Sophia-Antipolis, France

Christophe Proisy, Pierre Couteron

IRD
UMR AMAP
Montpellier, France

Guerric le Maire

Cirad
UMR Eco&Sols
Montpellier, France

Yann Nouvellon

Cirad & USP
UMR Eco&Sols, Atmospheric Sciences Department
São Paulo, Brazil

Abstract—Individual tree detection methods are more and more present, and improve, in forestry and silviculture domains with the increasing availability of satellite metric imagery[2-7]. Automatic detection on these very high spatial resolution images aims to determine the tree positions and crown sizes. In this paper, we use a mathematical model based on marked point processes, which showed advantages w.r.t. several individual tree detection algorithms for plantations [2], to analyze an *Eucalyptus* plantation in Brazil, with 2 optical images acquired by the WorldView-2 satellite. A tentative detection simultaneously with 2 images of different dates (multi-date) has been tested for the first time, which estimates individual tree crown variation during these dates. While, for most current detection methods, only the static state of tree crowns at the moment of one image's acquisition is estimated. The relevance of detection is discussed considering the detection performance in tree localizations and crown sizes. Then, tree crown growth are deduced from detection results and compared with the expected dynamics of corresponding populations.

Keywords—tree detection; *Eucalyptus* plantation; marked point process; multi-date detection

I. INTRODUCTION

Tropical plantation forests provide an important share of the global wood supply, where *Eucalyptus* is the most widely planted hardwood genus. In Brazil, eucalyptus plantations occupied a large surface of about 4.3 million ha in 2008. These fast-growing trees have a rotation length of typically 5 to 7 years [8]. Their growth undergoes two periods: expansion of crowns and heights in the first year and development of tree

heights in the following years. Monitoring work of this study is mainly realized in the first year.

Monitoring these plantations on large surfaces is rather difficult and requires a lot of trained manpower. The canopy high-resolution images provided by modern satellite-borne remote sensing techniques give another representation of extensive plantations in which individual trees may be documented via the monitoring of the tree crowns. The full uses of these images would help to efficiently analyze and supervise the planting work. The monitoring of the plantation during the first year raises specific questions concerning the detection of trees that die or for which growth is insufficiently fast, because the corresponding locations are to be replanted. It is also important to map areas of bad growth for elucidating the causes of failure. Documenting how the size of the plantation that grows either faster or slower than the average is an indirect mean to define the fertility of the land and the relative performance of the clones and strains that are used.

To do so, we employ the marked point process [1,3] methods to identify every eucalyptus crown.

II. FIELD INVENTORY

The *Eucalyptus* in this study were planted in November 2009, with a density of about 1670 trees/ha, in São Paulo State, south-eastern Brazil. Over a large area (>200 ha), they were planted in rows, with a distance of about 3 meters between two lines and a distance of about 2m (± 0.5 m) between two trees in a line. We selected 4 plantation plots, where field measurements were made concomitantly with the acquisitions

of satellite images: in May and August 2010. In each plot, 84 trees were chosen (14 consecutive trees in a line over 6 consecutive lines) for measurement of the crown diameters in line and inter-line directions, and the distance between two adjacent trees in a line. These data provided ground-truth to assess the crown detection performance. The crown centers of these trees were visually localized in the images by an expert taking into account the external information of approximate tree density and spacing.

III. VERY HIGH SPATIAL RESOLUTION IMAGES

The two images provided by the WorldView-2 (WV2) satellite are panchromatic and of the spatial resolution: 0.5m. One was acquired on 11th May 2010, centered at (23.031° S, 48.694° W), with the off-nadir angle: 19°, and the target azimuth: 233°. The second was acquired on 1st August 2010, centered at (22.997° S, 48.685° W), with the off-nadir angle: 7°, and the target azimuth: 114°.

Extracts of those images covering the same zone of the monitored plantation at the two successive dates are shown in Fig. 1:

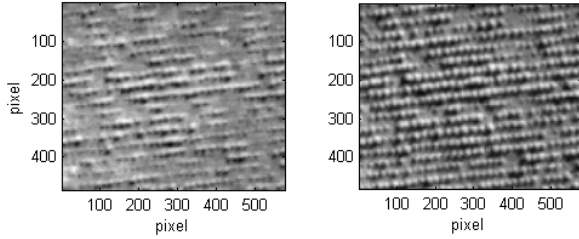


Figure 1. Image extracts of the same zone at two dates (May, August)

IV. METHOD

A. Marked point process

We consider a multi-date marked point process to model the plantation both in May and in August [3]. An object in the configuration is defined by a pair of disks $(c, r^{(1)}, r^{(2)})$, where $c \in P$ is the center, $r^{(1)}$ is the radius of the tree crown in May and $r^{(2)}$ in August. We assume that $r^{(2)} \geq r^{(1)}$. The object space is given by:

$$\mathcal{X} = P \times M = [0, X_M] \times [0, Y_M] \times M$$

where X_M and Y_M are the width and length of the images I_1 and I_2 and:

$$M = \{(r^{(1)}, r^{(2)}) \in [r_m, r_M]: r^{(2)} \geq r^{(1)}\}$$

r_m (respectively r_M) is the minimum (respectively maximum) radius of the tree crown.

The marked point process can be expressed by an energy decomposed as the sum of a prior and a data term:

$$U(W) = U_p(W) + U_d(W)$$

where

$$W = \{w_i = (x_i, y_i, r_i^{(1)}, r_i^{(2)}) \in \mathcal{X}\}$$

is a configuration.

We consider a prior penalizing overlaps between neighboring objects:

$$U_p(W) = \gamma_\eta(W)$$

where $\gamma_\eta(W)$ is the number of points of intersecting disks in the image I_2 (note that the disks are bigger in the second image).

To define the data energy term, we consider an object based model as follows:

$$U_d(W) = \sum_i W_d(w_i)$$

For each image I , we compute a statistical test $Test_j(c_i, r_i^{(j)})$. To compute the function $Test_j(c_i, r_i^{(j)})$, we consider the set of pixels inside the disk and compute their mean μ_i and variance σ_i^2 . We also compute the mean μ_o and variance σ_o^2 of pixels inside the concentric crown of one pixel width.

If $\mu_i < \mu_o$, then $Test_j(c_i, r_i^{(j)}) = 1$, which means that the disk does not fit a tree, assuming that the tree radiometry is higher on the ground. Otherwise, we compute a Student test:

$$S_j(c_i, r_i^{(j)}) = \frac{\mu_i - \mu_o}{\sqrt{\frac{n_i \sigma_i^2 + n_o \sigma_o^2}{n_i + n_o - 2}} \sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_o}}}$$

We then compute the p-value $p_j(c_i, r_i^{(j)})$ associated with this statistical test and consider a threshold t , as a parameter. Then the data term is written as follows:

$$Test_j(c_i, r_i^{(j)}) = \begin{cases} \frac{t - p_j(c_i, r_i^{(j)})}{t}, & \text{if } p_j(c_i, r_i^{(j)}) > 1 - t \\ p_j(c_i, r_i^{(j)}) - 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Therefore, an object fits the data if the p-value is smaller than $1 - t$.

To use the information of both images, we assume that a tree should be detected if the test function is negative in at least one image. Therefore, we define the data term as follows:

$$u_d(w_i) = [\max(-Test_1(c_i, r_i^{(1)}), 0) + \max(-Test_2(c_i, r_i^{(2)}), 0)] \times \text{sign}(\min(Test_1(c_i, r_i^{(1)}), Test_2(c_i, r_i^{(2)})))$$

To optimize the model, we consider a simulated annealing based on a multiple birth and death process (MBD). This process has first been proposed in [1].

The algorithm simulating the process is defined as follows:

1. Initialize the temperature parameter $T = 1$, the birth rate $\delta = \frac{X_M \times Y_M}{r_M}$ and alternate birth and death steps.
2. Birth step: for each pixel s in the image I , if there is no disk centered in s , we add an object in s , with a random radius between r_m and r_M , with probability $B(s)$, where $B(s)$ is proportional to δ and the data term in s (see [9] for details).

3. Sorting step: once the birth step is finished, we compute the data term $\text{Test}(w_i)$ for each object in the current configuration of objects. Then, we sort them, in decreasing order, according to their data energy.
4. Death step: for each object x_i taken in this order, we compute the death rate as follows:

$$d(w_i) = \frac{\delta \times a(w_i|w)}{1 + \delta \times a(w_i|w)}, \quad \text{where :}$$

$$a(w_i|w) = \exp\left[\frac{\gamma \times \eta(w_i|w) + \text{test}(w_i)}{T}\right]$$

and $\eta(w_i|w)$ being the number of disks in W intersecting w_i .

5. Convergence: if the process has not converged, which means that the configuration has changed during the last iterations, then decrease T and δ , according to a law defined in [1], and go back to step 2.

B. Detection score

To assess the detection results in tree numbers and positions compared to the field reference, we used a score which was already introduced in [2] for comparing different tree crown detection algorithms. For this, a matching work has to be made first between the detected disk set and the reference tree set, then the successful detection number, the omission and false detection number can be calculated. For a reference tree to be considered to be detected by a disk (a successful detection), the disk center should fall within the extent of the corresponding tree crown. A reference tree can be matched with only one disk, and other disks not matched are considered as false detections. A tree not matched with any disk is considered as an omission. The detection score is defined as follows:

$$\text{score} = 100 * \frac{N_s}{N_s + N_o + N_c}$$

where N_s is the successful detection number, N_o is the omission number and N_c the false detection number.

C. Interpolation

The sizes of planted *Eucalyptus* crowns are first limited by the space between adjacent trees in the same line because of competition for spaces. The limitation between two lines occurs later. The diameters in the inter-line direction begin to exceed that in line direction in the first year of plantation. Nevertheless, the mean diameters (the arithmetic means of diameters in two directions) exceed rarely 2.7m. Furthermore, the field measurements of diameters were based on the branches which extend the most from the crowns center in the line and inter-line directions, and may often be not visible in the images. Thus, in the 0.5m resolution images, a tree crown covers just a few pixels, with a radius length of 1 or 2 pixels. These small crowns make it difficult for the marked point processes to give correct detections both in position and in crown size. We were working in the limited conditions for

these young populations. Better resolution images are needed for more detailed analysis.

A solution to this problem is the resampling of the original images by interpolation. The usual interpolation methods [10] for images like nearest-neighbors, bilinear, and bicubic were tested at different scales between 2 and 10. The detection works better on the interpolated images, usually when they were resampled at 5, which means at the resolution of 0.1m. The detection results were little influenced by the choice of interpolation method. Therefore, we will just show the results on the bilinear interpolated images in the following.

V. RESULTS

The detection results were first analyzed in terms of tree number, Table 1 contains the list of statistics in each plot. On the whole, the detection is encouraging for tree number counting. For each plot, almost all the reference trees were detected (between 89% and 95%) with just a few false detections (between 0 and 1.3%). The detection in crown position and delineation of one plot are shown in Fig. 2.

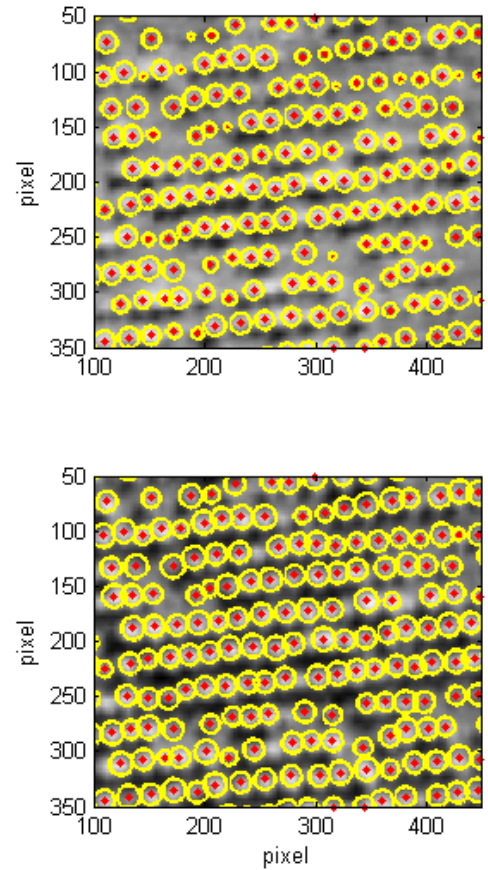


Figure 2. Detection result in May (on the top) and in August (at the bottom) of one plot. The points represent detected tree positions, and the circles represent delineated crowns.

For the crown size estimation, we compared, for every detected tree in the reference zones, the estimated average

crown diameter given by the process with the measured crown diameter in the field. In Fig. 3, we can see these comparisons of diameters in 4 plots. Note that the precision of estimated crown diameters depends on the image resolution, so the minimum difference between successive diameter values is twice the spatial resolution of the image interpolated with bilinear method. However, without taking this into account, many points in the scatter graphs were still away from the line $x=y$. The dashed lines built an interval of $[-0.5m, 0.5m]$ around the line $x=y$, with $0.5m$ corresponding the image resolution.

When considering the scatter graph of August, the clouds of points were moved a little to the right, which means that in these plots, the detection process tended to underestimate the crown sizes. This phenomenon is related, on one hand, to the fact that the measurement of diameters in the field was based on the branches which extended the most from the crown centers, but were not always detectable on images, as we mentioned earlier; and on the other hand, to a weakness of the detection model, in which a tree crown is simply modeled by a disk. Indeed, real tree crowns are not perfect disks, thus crowns touched each other along the line direction and extended more in the inter-line direction, which was the case in August. The penalization of large overlapping of disks in the detection algorithm, with purpose of avoiding false detections, disfavors big disks in this case. The diameters of big disks are usually limited by the distances between adjacent trees in a line (if the crowns are touching each other in the line direction), which were about $1.9m$ according to field measurements, while the mean of measured diameters were about $2.1m$ in August.

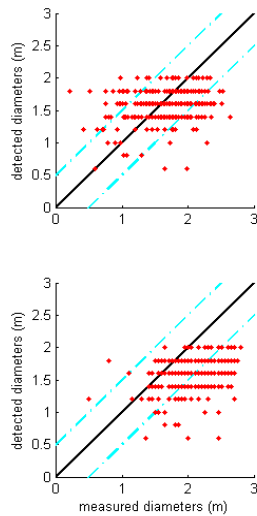


Figure 3. Comparisons of the average diameters of the detected tree crowns with field measured crown diameters in May (on the top) and in August (at the bottom) of 4 plots.

From the detected crown diameters in May and in August, the crown growths were deducted for individual trees, which are represented in Fig. 4 as histograms. Compared with the field measurements in Fig. 5 (with the modes at $0.4\sim0.5m$), we note that these growths were widely underestimated (with the modes at $0.2\sim0.3m$ in Fig.4). However, it was impossible to get a better accuracy on crown diameter estimation with these two images which are limited in spatial resolution, so the estimations of crown growths were also influenced.

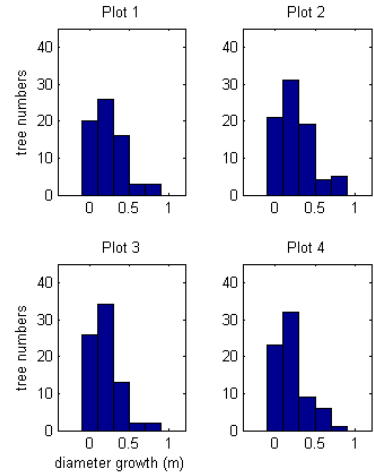


Figure 4. Distributions of detected growths in 4 plots.

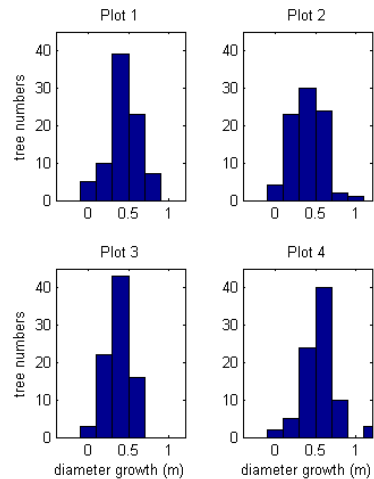


Figure 5. Distributions of measured growths in 4 plots.

TABLE 1. Statistics of detection results in 4 plots

Plot	Tree number	Detected tree number	Successful detections	% detected trees	False detections	% false detections	Detection scores
1	83	75	74	89.2	1	1.3	88.1
2	84	79	79	94.0	0	0	94.0
3	84	77	77	91.7	0	0	91.7
4	83	80	79	95.2	1	1.3	94.0

VI. DISCUSSION

In this study, we were in the limited case of the young *Eucalyptus* stage analysis (owing to the ratio of crown sizes and the image resolution), using satellite images of spatial resolution 0.5m. Although interpolation methods could improve detection results, they were not the solution to the essential problem of resolution limit, because noise might be introduced during the interpolation process. The detected crown sizes were of the same order of magnitude as the measured sizes in the field, however, an accuracy of better than 0.5m cannot be asked. During the period between the two images in this study (81 days), the best crown growth was about 0.7m in diameter, which was not detectable with these images. But, the detection results remain consistent with the dynamics of the young eucalyptus population, which shows the potential of our detection method.

We also tried to apply the method on other population of tropical forest stands, as natural mangrove forest in French Guiana, where detections were much more difficult owing to the complexity and high vegetation density of the population. In addition, to better test and adjust the new method, we used the simulated optical DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) images [11,12], where exact field inventory could be provided for detection analysis.

ACKNOWLEDGMENT

These satellite images were acquired within the ORFEO program, a CNES Accompaniment Program for the use of PLEIADES images. We acknowledge this project for funding the images, and Claire Tinel (CNES) for her help with the images acquisitions. We are grateful to the Eucflux project (<http://www.ipef.br/eucflux/>) for providing the inventories of the eucalyptus plantation plots.

REFERENCES

- [1] X. Descombes, R. Minlos, and E. Zhizhina, "Object extraction using a stochastic birth-and-death dynamics in continuum," *J Math Imaging Vis* 33, 347-359 (2009).
- [2] M. Larsen, M. Eriksson, X. Descombes, G. Perrin, T. Brandtberg and F. A. Gougeon, "Comparison of six individual tree crown detection algorithms evaluated under varying forest conditions", *International Journal of Remote Sensing* (to appear).
- [3] J. Zhou, C. Proisy, X. Descombes, I. Hedhli, N. Barbier, J. Zerubia, J. P. Gastellu-Etchegorry and P. Couteron, "Tree crown detection in high resolution optical and LiDAR images of tropical forest", *Proc. of SPIE Vol. 7824, 78240Q* (2010).
- [4] C. J. Prost, M. D. Dare and A. Z. Zerger, "Discrimination of Eucalyptus canopy from airborne linescanner imagery using Markov random field modeling", *Environmental Modelling & Software* 23(2008) 56-71.
- [5] G. Perrin, "Etude du couvert forestier par processus ponctuels marqués", PhD thesis, Université de Nice Sophia-Antipolis, France, 2006.
- [6] J. Holmgren, A. Persson and U. Söderman, "Species identification of individual trees by combining high resolution lidar data with multispectral images", *International Journal of Remote Sensing*, 29: 1537-1552, 2008.
- [7] M. Erikson, "Segmentation and Classification of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images", PhD thesis, Swedish University of Agricultural Sciences, 2004.
- [8] G. Le Maire, C. Marsden, W. Verhoef, F. J. Ponzoni, D. Lo Seen, A. Bégué, J. L. Stape and Y. Nouvellon, "Leaf area index estimation with MODIS reflectance time series and model inversion during full rotations of Eucalyptus plantations", *Remote Sensing of Environment*, 115 (2011) 586-599.
- [9] S. Descamps, X. Descombes, A. Béchet and J. Zerubia, "Flamingo detection using marked point processes for estimating the size of populations", *Traitement du Signal* 26, (2009) 95-108.
- [10] P. Thévenaz, T. Blu and M. Unser, "Image Interpolation and Resampling", *Handbook of Medical Image Processing and Analysis* (Second Edition), Pages 465-493, 2009.
- [11] J. Gastellu-Etchegorry, P. Guilleviel, F. Zagolski, V. Demarez, V. Trichon, D. Deering and M. Leroy, "Modeling brf and radiation regime of tropical and boreal forests: Brf", *Remote Sensing of Environment*, 68, (1999) 281-316.
- [12] V. Bruniquel-Pinel and J. Gastellu-Etchegorry, "of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters", *Remote Sensing of Environment*, 65(1), (1998) 61-85.

Annexe C

Communication SPIE 2010

J. Zhou, C. Proisy, X. Descombes, I. Hedhli, N. Barbier, J. Zerubia, J. P. Gastellu-Etchegorry and P. Couteron (2010) Tree crown detection in high resolution optical and LiDAR images of tropical forest, *Proceeding of SPIE, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology*, 20-23 Septembre 2010, Toulouse, France. (DOI : 10.1117/12.865068)

Tree crown detection in high resolution optical and LiDAR images of tropical forest

Jia Zhou^{ac}, Christophe Proisy^b, Xavier Descombes^c, Ihssen Hedhli^c, Nicolas Barbier^b, Josiane Zerubia^c, J. P. Gastellu-Etchegorry^d and Pierre Couteron^b

^aUniversité Montpellier II, UMR AMAP, Montpellier, France;

^bIRD, UMR AMAP, Montpellier, France;

^cAriana Research Group, INRIA/I3S, Sophia-Antipolis, France;

^dUniversité Paul Sabatier, UMR CESBIO, Toulouse, France

ABSTRACT

Tropical forests are complex ecosystems where the potential of remote sensing has not yet been fully realized. The increasing availability of satellite metric imagery along with canopy altimetry from airborne LiDAR open new prospects to detect individual trees.

For this objective, we optimized, calibrated and applied a model based on marked point processes to detect trees in high biomass mangroves of French Guiana by considering a set of 1m pixel images including 1) panchromatic images from the IKONOS sensor 2) LiDAR-derived canopy 2D altimetry and 3) reflectance panchromatic images simulated by the DART-model. The relevance of detection is then discussed considering: (i) the agreement in space of detected crown centers locations with known true locations for the DART images and also the detection agreement for each pair of IKONOS and LiDAR images, and (ii) the comparison between the frequency distributions of the diameters of the detected crowns and of the tree trunks measured in the field. Both distributions are expected to be related due to the allometry relationships between trunk and crown. Results are encouraging provided that crown sizes sufficiently large compared to 1m pixels.

Keywords: Tropical forest, tree detection, mangrove, marked point process, IKONOS, LiDAR, DART

1. INTRODUCTION

Monitoring tropical forest structure is a very difficult but essential objective for quantifying levels of degradation and carbon stocks in such complex and dense vegetation ecosystems. For this, the potential of remote sensing is to be examined in relation to the regular improvement and diversification of sensors. This is particularly true for very high resolution (VHR) images with metric and sub-metric pixels as provided by IKONOS, QuickBird, Geoeye, TerraSAR-X satellites and the forthcoming “ORFEO” dual Earth observation system with radar (ASI “Cosmo-Skymed”) and optic (CNES “Pleiades-HR”) components. Also the LiDAR-derived canopy height images are VHR data which can be useful references to assess the relevance of analyses applied to optic data.

Submitting VHR imagery to texture analysis yielded relevant information on the upper part of the forest volume, i.e. the forest canopy [^{1,2}], which proved correlated with important forest attributes as above-ground biomass (AGB). In comparison, both optical and radar derived intensities are unable to represent the whole range of structural variation observable in tropical forest, because signal is saturated at the midlevel of leaf area index and total AGB (e.g. [³] and [⁴]), while for texture indices saturation was not observed up to AGB values of more than 500 tons of dry matter per hectare ($t DM ha^{-1}$).

Further author information:

J. Zhou, C. Proisy, N. Barbier and P. Couteron: Boulevard de la Lironde, TA A51-PS2, 34398 Montpellier cedex 5, France
E-mail: jia.zhou@cirad.fr, christophe.proisy@ird.fr, nbarbier@ulb.ac.be, pierre.couteron@ird.fr

X. Descombes, I. Hedhli and J. Zerubia: 2004, route des Lucioles, BP 93, 06902, Sophia-Antipolis cedex, France
E-mail: xavier.descombes@sophia.inria.fr, ihssen.hedhli@sophia.inria.fr, josiane.zerubia@sophia.inria.fr

J. P. Gastellu-Etchegorry: 18 Av. Ed. Belin, 31401 Toulouse, France
E-mail: Jean-Philippe.Gastellu@cesbio.cnes.fr

In this paper we explore the potential of VHR data in another direction that is characterizing individual canopy trees in terms of locations and crown sizes. For that, we used a stochastic geometry approach based on marked point processes (MPP) which has been successfully tested for the detection of flamingos on aerial photographs of a colony [5]. We apply the MPP approach to optic IKONOS and air-borne LiDAR VHR images acquired over mangrove forests and also test the method on simulated canopy images using the DART radiative transfer model [6].

2. DATA

2.1 Forest data

Forest areas for field sampling were selected in the region of Sinnamary, French Guiana with the aim of capturing the largest range of mangrove dynamic stages. Field measurements were carried out from 2002 to 2005 [1] and yielded AGB values ranging from 80 to 410 $t\ DM\ ha^{-1}$. For this work, we selected 3 mangrove plots showing a contrasted gradient in their canopy structure as shown in Figure 1. This gradient included three close canopy stages: (i) young trees with small crowns (young stage: YS), (ii) adult trees with large crowns (mature stage: MS1 and MS2) and (iii) open canopy where adult trees with large crowns were sparsely distributed (decaying stage: DS).

2.2 Metric resolution images

This study is based on the analysis of both real-world and simulated images all sharing the same spatial resolution (1m pixels). One panchromatic IKONOS image acquired in 2003 and a LiDAR-derived canopy altimetry image obtained in 2004 were selected because of their overlapping over the area of study (Figure 1). The LiDAR system includes a portable Riegl laser rangefinder (LMS6Q140i-60) mounted onboard a helicopter flying at a speed of $30ms^{-1}$ about 150m above the ground. Further information on the Lidar data acquired over the area of study is available in [7]. For comparison with the IKONOS data, we sampled the LiDAR-derived altimetry image using a 1m pixel.

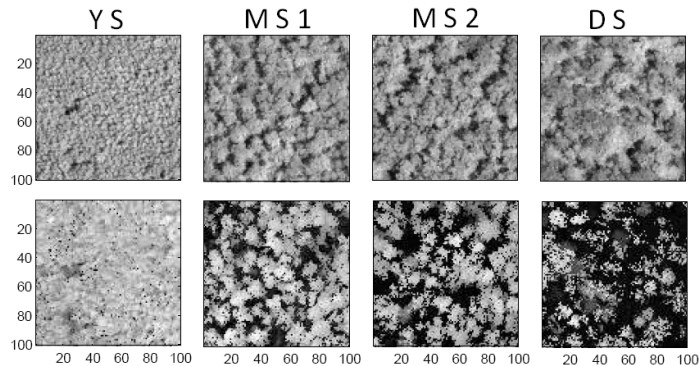


Figure 1. From left to right, plots of young, mature and decaying stages of mangrove imaged by IKONOS (top) and by LiDAR altimetry images (bottom).

To test and calibrate the MPP object detection process we used simulated forest canopy scenes, which were produced by the DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) model [8][6]. The forest structures were generated to express a simple gradient of closeness/openness (Figure 2, on the left side). They include: a close canopy consisting of uniformly distributed trees with both identical height and crown diameters equal to 10 meters (Figure 2 #1), an opened canopy in which 20% of the trees generated in the previous template are removed (Figure 2 #2), and a more realistic template (Figure 2 #3) derived from allometric theory providing a priori values for tree size distributions and relationships between tree dimensions [9]. DART simulations were performed using sun and viewing angles of the IKONOS image with a pixel size of 1 meter to produce $100 \times 100m$ images of reflectance.

3. METHODS

3.1 The Marked Point Process model

Any remote sensing image of forests can be viewed as a space where positions and geometric attributes of tree crowns are a particular realization of a marked point process noted \mathbf{x} (see [10, 11] for more details). \mathbf{x} is also a random variable whose realizations are random configurations of objects belonging to a state space $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$, where \mathcal{P} is the position space, and \mathcal{M} the space of the marks (i.e. attributes of the objects).

The distribution of tree crowns within an image can then be represented by a marked point process of disks (which is only an approximate shape of tree crowns) and the associated space χ is then as following:

$$\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M} = [0, X_M] \times [0, Y_M] \times [r_m, r_M]$$

where X_M and Y_M are respectively the width and the length of the image I, r_m and r_M , the minimum and the maximum radius of the associated disk whose radius is considered as the mark.

The Gibbs density associated with such a marked point process of disks is defined with respect to the Poisson measure. Thus, the mathematical issue becomes an energy minimization including a regularization term also called the prior energy $U_p(\mathbf{x})$, which introduces some constraints on the objects and their interactions, and a data term $U_d(\mathbf{x})$, which shows how well the objects extracted fit to the image data.

In the case of tropical forest where tree crowns can overlap, the prior must consist in a soft penalization of overlapping disks in order to prevent over-detection of one tree by several overlapping disks (a pair of disks is considered as overlapping if their intersection is more than 10% of the smaller surface of the two disks): $U_p(\mathbf{x}) = \gamma \eta(\mathbf{x})$, where $\eta(\mathbf{x})$ is the number of pairs of intersecting disks in the configuration \mathbf{x} , and γ allows adjusting the prior energy importance compared to the data term. γ must be above 1 to penalize overlapping (we took $\gamma = 1.5$ and results were not influenced by variations around this value).

The data term is also defined by a sum of local energies, $U_d(x_i)$, over all the objects x_i in the configuration. The local energy is obtained from the computation of a radiometric distance between pixels in the disk and pixels in the concentric annulus around the disk. A disk fits a tree in the image if and only if this radiometric distance significantly exceeds a certain threshold.

3.2 The Multiple Births and Deaths process

For optimizing the model, we consider a simulated annealing based on a multiple births and deaths process (MBD). This process has first been proposed in [12], whose algorithm is defined as follows:

- 1) **Initialize** the temperature parameter $T = 1$, the birth rate $\delta = (X_M \times Y_M)/r_M$ of the simulated annealing.
- 2) **Birth step**: for each pixel s in the image I, if there is no disk centered in s , we add an object in s , with a random radius between r_m and r_M , with probability $B(s)$, where $B(s)$ is proportional to δ and the data term in s (see [5] for details)
- 3) **Sorting step**: once the birth step is finished, we compute the data term $U_p(x_i)$ for each object x_i in the current configuration. Then, we sort them according to decreasing data energy.
- 4) **Death step**: for each object x_i taken in this order, we compute the death rate as follows:

$$d(x_i) = \frac{\delta \times a(x_i|\mathbf{x})}{1 + \delta \times a(x_i|\mathbf{x})} \quad \text{where : } a(x_i|\mathbf{x}) = \exp \left[\frac{\gamma \times \eta(x_i|\mathbf{x}) + U_d(x_i)}{T} \right]$$

$\eta(x_i|\mathbf{x})$ being the number of disks in \mathbf{x} intersecting x_i .

This death rate is based on the energy variation that the object x_i brings to the total energy $U(\mathbf{x})$ of the model. If the addition of the object x_i increases the total energy, its death is highly probable.

- 5) **Convergence**: if the process did not converge, that is if the configuration has changed during the last iterations, then decrease T and δ and go back to step 2.

3.3 Assessing the detection performance of the MPP method

For simulated canopy images, the detection performance was evaluated by comparing detection results (crown centers and radii) with corresponding input parameters in DART. For real-world images we compared the results obtained from the analysis of the IKONOS and LiDAR data. For both comparisons, we implemented a likelihood test based on the Markov Random Field modeling to obtain indices of true and false detections.

In this test, we consider two sets of disks $X = x_i$ and $Y = y_i$, where Y is known as the reference, and X is the disk configuration obtained using the proposed approach. We match these two sets by considering the edges set $E = X \times Y$, coded as a binary variable such that $e_{ij} = 1$ if x_i is matched to y_j and 0 otherwise. An of the graphe optimization is executed based on the energy function associated with the Markov Random Field modeling. Then, if a disk in Y is matched with a disk in X , it is considered as a successful detection, otherwise it is a missed detection (omission error). If a disk in X is not matched with a disk in Y , it is considered as a false detection (commission error). Results on LiDAR images were used as reference (i.e. Y set) with respect to IKONOS.

Additionally, we used the field data,, that is tree trunk diameters at breast height (DBH) measurements in plots ($100m \times 100m$), to check whether the frequency distribution of radii of the detected crowns may be consistent with the frequency distribution of trunks DBH. Indeed the allometric theory [9] predicts that DBH is linked to crown diameter (CD) by a power law as $CD \sim DBH^{\frac{2}{3}}$

4. RESULTS

In this section, we first present the detection results on DART images that helped deduce the parameters of the MPP algorithm to be used on the real-world images.

Figure 2 (on the right side) and Table 1 show the detections on the 3 DART images, with known values of crown radius used in the reference templates. For the first image, with a regular forest structure as a plantation, the detection demonstrates an exceptional performance, since almost all the trees were well detected. For the second image where vegetation cover has been decreased of about 20% compared to the first one, the detection became more difficult due to tree shadows. However, a majority of trees (98%) are detected with 6 (8.8%) false detections. As to the third image, in which the complexity of a real forest is mimicked, crown sizes in the template varied from 6m to 10m, and their shapes did not exactly correspond to disks (according to the allometric theory, tree crowns are modeled as ellipsoids). There were thus higher difficulties in detecting (Table 1). Only 21 out of 32 trees (66%) were detected in the image, with a high rate (25%) of false detection.

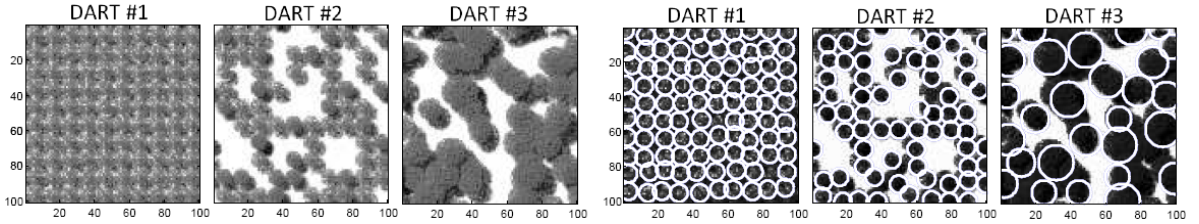


Figure 2. Left side: DART-simulated reflectance images for 3 forest templates. Right side: detections on these images.

Table 1. Detection performance using DART simulations.

	tree number in template	detected tree number	sucessful detections	false detections
DART #1	100	98	98 (98%)	0 (0%)
DART #2	63	68	62 (98%)	6 (8.8%)
DART #3	32	28	21 (66%)	7 (25%)

For the IKONOS and LiDAR images, the searched radius interval was defined between $r_{min} = 2m$ to $r_{max} = 10m$ according to field data. Then, the detection method was applied to every image separately, and the results are showed in Figure 3 and in Table 2.

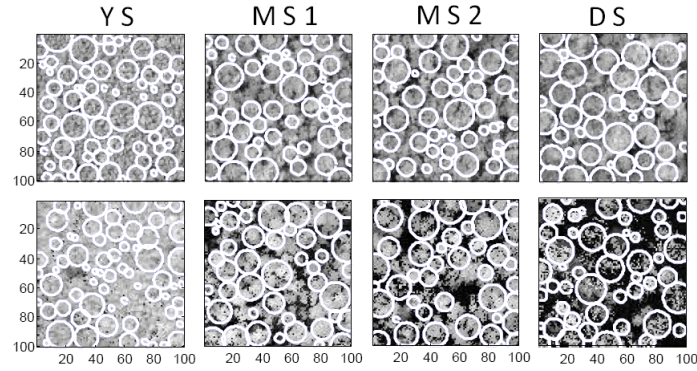


Figure 3. Detections on pairs of IKONOS (top) and LiDAR (bottom) images.

Table 2. Compared detection performance using IKONOS and LiDAR images.

	detected tree number		
	in LiDAR image	in IKONOS image	matching detections
plot YS	66	66	46
plot MS1	47	55	39
plot MS2	43	54	18
plot DS	49	42	35

Considering young stands, for which the crown diameters are of about 3m to 5m, as the plot YS in Figures 1 and 4, the spatial resolution of 1m was not sufficient to allow for an apparent space between crowns and the detection was not successful.

For each mature (MS1, MS2) and decaying (DS) field plots, trunk DBH histograms (field measures) presented two modes as did the histograms of crown diameters (detection on images). An example of these histograms is on the right side of Figure 4. The relationships between the values of the modes for DBH versus modes for crown diameters proved consistent with the order of magnitude predicted by the allometry theory, and the linear regression line fitted for the paired histogram modes was close to the predicted allometric relationship (after log-transformed values in Figure 4, on the left side).

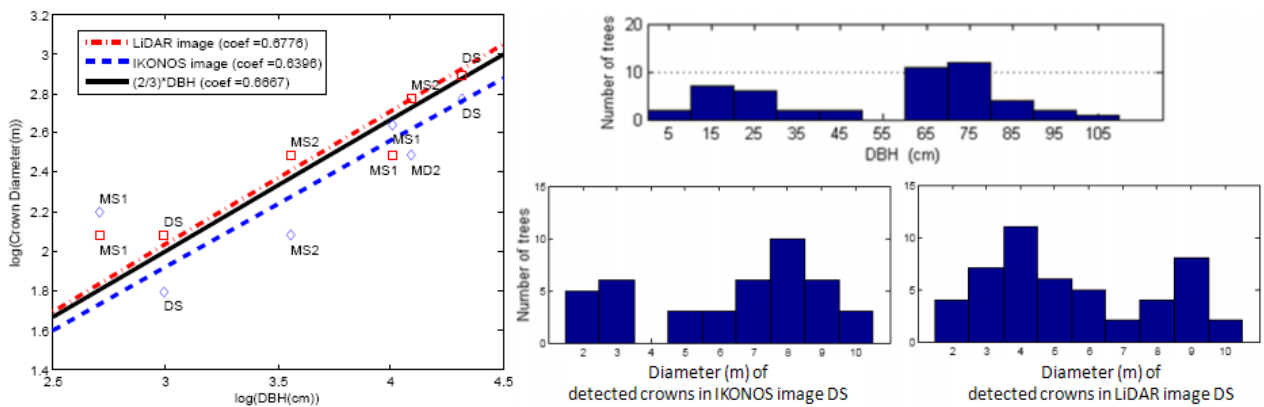


Figure 4. Comparing frequency distributions (histograms) for both trunk DBH measured in the field (top) and crown diameters detected on images (bottom). Right side: the histograms displayed two modes. Left side: scattered plots of the observed modes with fitted regression lines and mention of the curve (solid black) predicted by the allometric theory.

5. DISCUSSION

The results obtained in this study are rather encouraging for the application of the MPP crown detection method on VHR optical or LiDAR images from natural forests.

However, the sun angle plays an important role in image acquisition. Thanks to the DART model, we could analyze the different optical images obtained under variable acquisition parameters (as sun zenithal angle and sun to remote sensor angle). For the optical images taken over the French Guiana forest, the sun angle above the horizon varies often between 45° and 75° [2]. When this angle tends to 45° , tree shadows become more important in the images, and this perturb the detection (results not shown). In this study, we fixed the sun angle above the horizon at 70° for DART simulations, so the detection was not the most difficult. Nevertheless, the tree shadows disturbed the detection and determined many false detections, and future developments of the method should integrate the influence of acquisition parameters and derived shadowing.

ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by the joint INRA-INRIA AAP program (P00317) and by the Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) for the preparation of the Dual optical system for metric resolution observations "Pleiades" mission.

REFERENCES

- [1] Proisy, C., Couteron, P., and Fromard, F., "Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using fourier-based textural ordination of ikonos images," *Remote Sensing of Environment* **109**(3), 379–392 (2007).
- [2] Barbier, N., Couteron, P., Proisy, C., Malhi, Y., and Gastellu-Etchegorry, J. P., "The variation of apparent crown size and canopy heterogeneity across lowland amazonian forests," *Global Ecology Biogeography* **19**(1), 72–84 (2010).
- [3] Foody, G., Boyd, D., and Culter, M., "Predictive relations of tropical forest biomass from landsat tm data and their transferability between regions," *Remote Sensing of Environment* **85**(4), 463–474 (2003).
- [4] Mougin, E. and al., "Multifrequency and multipolarization radar backscattering from mangrove forests," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **37**(1), 94–102 (1999).
- [5] Descamps, S., Descombes, X., Béchet, A., and Zerubia, J., "Flamingo detection using marked point processes for estimating the size of populations," *Traitement du Signal* **26** (2009).
- [6] Gastellu-Etchegorry, J., Guillevic, P., Zagolski, F., Demarez, V., Trichon, V., Deering, D., and Leroy, M., "Modeling brf and radiation regime of tropical and boreal forests: Brf," *Remote Sensing of Environment* **68**, 281–316 (1999).
- [7] Proisy, C., Gratiot, N., Anthony, E. J., Gardel, A., Fromard, F., and Heuret, P., "Mud bank colonization by opportunistic mangroves: A case study from french guiana using lidar data," *continental Shelf Research* **29**, 632–641 (2009).
- [8] Bruniquel-Pinel, V. and Gastellu-Etchegorry, J., "Sensitivity of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters," *Remote Sensing of Environment* **65**(1), 61–85 (1998).
- [9] West, G. B., Enquist, B. J., and Brown, J. H., "A general quantitative theory of forest structure and dynamics," *Proceedings of the National Academy of Sciences* **106**(17), 7040–7045 (2009).
- [10] Lieshout, M. N. M. V., "Markov point processes and their applications [hardcover]," *Imperial College Press* (2000).
- [11] Perrin, G., Descombes, X., Zerubia, J., and Boureau, J., "Forest resource assessment using stochastic geometry," *International Precision Forestry Symposium* (2006).
- [12] Descombes, X., Minlos, R., and Zhizhina, E., "Object extraction using a stochastic birth-and-death dynamics in continuum," *J Math Imaging Vis* **33**, 347–359 (2009).

Annexe D

Communication IGARSS 2012

G. Le Maire, Y. Nouvellon, O. Roupsard, M. Christina, F. Charbonnier, J. Zhou, F. Ponzoni, J-L. Stape, J. Dauzat, P. Coutron and C. Proisy (2012) Very high resolution satellite images for parameterization of tree-scale forest process-based model, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 22-27 Juillet 2012, Munich, Allemagne.

VERY HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGES FOR PARAMETERIZATION OF TREE-SCALE FOREST PROCESS-BASED MODEL

Guerric le MAIRE¹, Yann NOUVELLON¹, Olivier ROUPSARD¹, Mathias CHRISTINA¹, Fabien CHARBONNIER¹, Jia ZHOU², Flavio PONZONI³, Jose-Luiz STAPE⁴, Jean DAUZAT², Pierre COUTERON², Christophe PROISY²

1: CIRAD, UMR Eco&Sols, Montpellier

2: CIRAD-IRD-UM2, UMR AMAP, Montpellier

3: INPE, São José dos Campos, SP, Brazil

4: North Carolina State University, Raleigh, United States

Very high spatial resolution (VHSR) satellite images provide interesting information for parameterizing tree-scale forest process-based models, and in particular their light absorption submodels, which is at the basis of photosynthesis calculation. Such tree-scale models require a large amount of field measurements to describe the forest ecosystems, i.e. all tree positions, their sizes and shapes, their leaf areas, etc. These data are generally measured directly in the field [1], which can be tedious for large areas like a forest stand. In this study, we explore the possibility to parameterize such tree-scale models directly or indirectly from panchromatic and multispectral very high resolution images.

Tree-scale forest process-based models are numerous. We selected a well-established model, MAESTRA [2], to test the methodology. MAESTRA requires, for its light interception submodule several informations:

- tree positions, i.e. the (x,y) coordinates of their center
- tree sizes, i.e. their height, height and radius of the crown, and shape of the crown
- total leaf surface of each tree
- leaf and soil reflectance, leaf transmittance in the PAR domain
- leaf angle distribution, leaf density distribution

Two study sites were tested. The first was a *Eucalyptus* plantation in Brazil at early growth stages [3], where the canopy was not closed, and where the inter-tree variability of crown sizes and leaf area were

high. In such planted ecosystem, the tridimensional dimensions of each tree, and possible absence of tree, were important for light absorption estimations. The second site was a more complex coffee agroforestry system in Costa-Rica. In that system, isolated shade trees are distributed above a raw-planted coffee plantation. These shade trees influence the quantity of radiation that reaches the coffee layer, which can be estimated with the MAESTRA model. For each site, a VHSR image was acquired. For Eucalyptus plantation, the image was a Worldview 2 image with panchromatic (0.5 m resolution) and multispectral (2 m resolution) channels, when the plantation was 6 and 9 month old [4]. For the coffee Agroforestry system, the image was from Quickbird (panchromatic 0.6 m and multispectral 2.4 m) [5]. All images were orthorectified.

A tree crown detection algorithm, based on the marked point processes [6], was used. This mathematical algorithm showed advantages with respect to several individual tree detection algorithms for plantations [7]. It was applied to the panchromatic images of Eucalyptus [4], resulting in the estimation of each tree center and radius. While the presence/absence of trees were adequately determined (more than 90% accurate detections), the precision radius of each tree suffer from high uncertainty due to the image resolution (0.5 m in panchromatic band) compared to the average diameter of Eucalypt trees (around 2 meters at the age of measurements). The precision for crown diameter was therefore close to 1 meter. These parameters were directly integrated in the MAESTRA model. From the radius of the crowns, it was then possible to estimate tree and crown heights via allometric relationships [1]. Precise allometric relationships were calibrated at the same date than image acquisition (Figure 1).

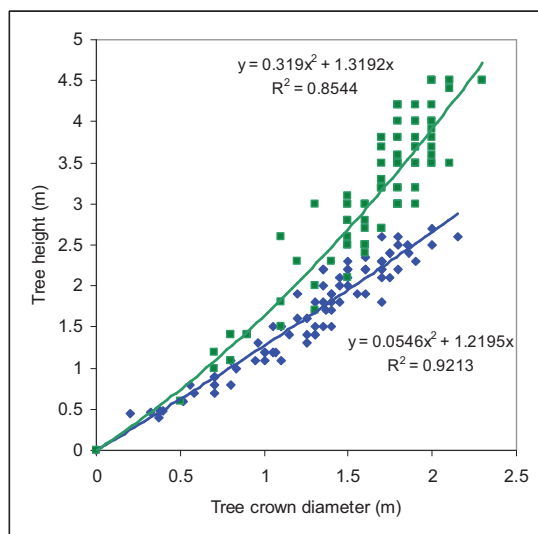


Figure 1. Tree height in function of tree crown diameter in a young plantation of *Eucalyptus grandis* in Brazil. Measurements were done at age 6 month (blue) and at age 9 month (green)

Allometric relationships between tree height and tree leaf area are also precise for such plantations ($r^2 > 0.9$). Such allometric relationship can be used to give an estimation of leaf area of each tree, since tree height is estimated on the image (from tree diameter). However, since the uncertainty on crown diameter is high, we explored the use of the radiometry of the multi-spectral images. For that purpose, the crown positions and delineation obtained before were used, and average values of NDVI were calculated for each tree. A simple vegetation index was calibrated with leaf area field measurements of several trees. Due to the size of some of the trees, this step was enhanced by the linear unmixing approach that was described in [8]. The results showed that it was possible to estimate the leaf area of each tree with an accuracy of 30 % and no bias. Use of high resolution forest reflectance model [9, 10]. Other necessary information for MAESTRA parameterization was not derived from satellite measurements. These parameters could be considered to be constant between trees, and therefore were estimated during the field campaign. The procedure that was developed for *Eucalyptus* plantations was tested on the more complex agroforestry system. For detection of shade tree positions and size, the VHSR images appeared to be useful, but automatic detection of shade trees were more difficult because of background heterogeneity, giving an accuracy of 70%. The lack of precise measurements of tree leaf area brings additional error for the shade tree parameterization [11]. However, the use of VHSR images were encouraging for mapping leaf area of the coffee strata [5].

In conclusion, this study showed that it was possible to parameterize a tree-scale model like MAESTRA from a VHSR image. This method is however limited to simple forest structures where canopy is not closed, where each individual tree could be delimited, and where allometric relationships could be calibrated. While other methods like airborne lidar or aerial photographs at even higher resolution may provide more precise information [12], this method based on VHSR images may be a good alternative for larger scale applications. With future hyperspectral VHSR images, the parameterization of such models could also includes informations on photosynthetic capacities through pigment and/or physiological reflectance indices.

- [1] G. le Maire, Y. Nouvellon, M. Christina *et al.*, "Tree and stand light use efficiencies over a full rotation of single- and mixed-species *Eucalyptus grandis* and *Acacia mangium* plantations," *Forest Ecology and Management*, vol. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2012.03.005>, 2012.
- [2] B. E. Medlyn, "A MAESTRO Retrospective," *Forests at the Land-Atmosphere Interface*, Mencuccini M., Moncrieff J., McNaughton K. *et al.*, eds., pp. 105-122, Wallingford, UK: CABI Publishing, 2004.
- [3] Y. Nouvellon, J. L. Stape, G. Le Maire *et al.*, "Factors controlling carbon and water balances on fast growing *Eucalyptus* plantations.." pp. 43-46, Proceedings IUFRO Improvement and Culture of *Eucalypts*, Porto-Seguro, Brazil.
- [4] J. Zhou, C. Proisy, X. Descombes *et al.*, "Tree crown detection in high resolution optical images during the early growth stages of eucalyptus plantations in Brazil," ACPR 2011, Beijing, 2011.
- [5] S. Taugourdeau, O. Roupsard, J. Avelino *et al.*, "Leaf area index at the crossroad of environmental services in a coffee agroforestry system ", in prep.
- [6] X. Descombes, R. Minlos, and E. Zhizhina, "Object Extraction Using a Stochastic Birth-and-Death Dynamics in Continuum," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 33, no. 3, pp. 347-359, 2009.
- [7] M. Larsen, M. Eriksson, X. Descombes *et al.*, "Comparison of six individual tree crown detection algorithms evaluated under varying forest conditions," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 32, no. 20, pp. 5827-5852, 2012/01/12, 2011.
- [8] G. le Maire, C. Marsden, Y. Nouvellon *et al.*, "MODIS NDVI time-series allow the monitoring of *Eucalyptus* plantation biomass," *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, pp. 2613–2625, 2011.
- [9] J. P. Gastellu-Etchegorry, V. Demarez, V. Pinel *et al.*, "Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies," *Remote Sensing of Environment*, vol. 76, pp. 1-15, 1996.
- [10] J. P. Gastellu-Etchegorry, E. Martin, and F. Gascon, "DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 1, pp. 73-96, Jan, 2004.
- [11] F. Charbonnier, O. Roupsard, E. Dreyer *et al.*, "Verifying MAESTRA from plant to plot in a heterogeneous agroforestry system of Costa Rica," 30th AMS Conference on Agricultural and Forest Meteorology, Boston, MA, 2012.
- [12] M. Erikson, *Segmentation and Classification of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images*, PhD thesis, Swedish University of Agricultural Sciences, 2004.

Bibliographie

- [FAO, 2007] (2007). The world's mangroves 1980-2005. a thematic study prepared in the framework of the global forest resources assessment 2005. *FAO Forestry Paper No. 153*.
- [ABR, 2012] (2012). *Statistical Yearbook 2012- Base year 2011*. ABRAF.
- [Aarts and Laarhoven, 1985] Aarts, E. and Laarhoven, P. V. (1985). Statistical cooling : A general approach to combinatorial optimization problems. *Philips Journal of Research*, 40 :193–226.
- [Allouis et al., 2012] Allouis, T., Durrieu, S., Véga, C., and Couteron, P. (2012). Stem volume and above-ground biomass estimation of individual pine trees from lidar data : contribution of fullwaveform signals. *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS)*, DOI : 10.1109/JSTARS.2012.2211863.
- [Anthony et al., 2012] Anthony, E., Gardel, A., Gratiot, N., Proisy, C., Allison, M., Dolique, F., and Fromard, F. (2012). Tree diameter-height allometries are much more variable than diameter-crown size allometries across species and environments in a monsoon wet evergreen forest of india. *Oecologia*.
- [Antin et al., 2010] Antin, C., Péliissier, R., Vincent, V., Proisy, C., and Couteron, C. (2010). The amazon-influenced muddy coast of south america : A review of mud-bank-shoreline interactions. *Earth-Science Reviews, soumis*, 103 :99–121.
- [Asner et al., 2012] Asner, G., Clark, J., Mascaró, J., García, G. G., Chadwick, K., Encinales, D. A. N., Paez-Acost, G., Montenegro, E. C., Kennedy-Bowdoi, T., Duque, ., Balaji, A., von Hildebrand, P., Maatoug, L., Bernal, J. F. P., Knapp, D., Dávila, M. G., Jacobson, J., and Ordóñez, M. F. (2012). High-resolution mapping of forest carbon stocks in the colombian amazon. *Biogeosciences Discussions*, 9(3) :2445–2479.
- [Asner et al., 2002] Asner, G., Palace, M., Keller, M., Pereira, R., Silva, J., and Zweede, J. (2002). Estimating canopy structure in an amazon forest from laser range finder and ikonos satellite observations. *BIOTROPICA*, 34(4) :483–492.
- [Asner et al., 2010] Asner, G., Powell, G., Mascaró, J., Knapp, D., Clark, J., Jacobson, J., Kennedy-Bowdoin, T., Balaji, A., G.Paez-Acosta, Victoria, E., Secada, L., M.Valqui, and R.F.Hughes (2010). High-resolution forest carbon stocks and emissions in the amazon. In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, volume 107, pages 16738–16742.
- [Austin et al., 2002] Austin, J., Mackey, B., and Niel, K. V. (2002). Estimating forest biomass using satellite radar : an exploratory study in a temperate australian eucalyptus forest. *FOREST ECOLOGY AND MANAGEMENT*, 176(1-3) :575–583.

- [Baddeley and Lieshout, 1993] Baddeley, A. and Lieshout, M. V. (1993). Stochastic geometry models in high-level vision. *Statistics and Images*, 1 :231–256.
- [Banin et al., 2012] Banin, L., Feldpausch, T. R., Phillips, O., Baker, T. R., Lloyd, J., Affum-Baffoe, K., Arets, E., Berry, N., Bradford, M., Brien, R., Davies, S., Drescher, M., Higuchi, N., Hilbert, D., Hladik, A., Iida, Y., Salim, K., Kassim, A., King, D., Lopez-Gonzalez, G., Metcalfe, D., Nilus, R., Peh, K., Reitsma, J., Sonké, B., Taedoum, H., Tan, S., White, L., Wöll, H., and Lewis, S. (2012). What controls tropical forest architecture? testing environmental, structural and floristic drivers. *Global Ecology and Biogeography*, DOI : 10.1111/j.1466-8238.2012.00778.x.
- [Barbier et al., 2012] Barbier, N., Couteron, P., Gastellu-Etchegorry, J. P., and Proisy, C. (2012). Linking canopy images to forest structural parameters : potential of a modeling framework. *Annals of Forest Science*, 69(2) :305–311.
- [Barbier et al., 2010] Barbier, N., Couteron, P., Proisy, C., Malhi, Y., and Gastellu-Etchegorry, J. P. (2010). The variation of apparent crown size and canopy heterogeneity across lowland amazonian forests. *Global Ecology Biogeography*, 19 :72–84.
- [Barbier et al., 2011] Barbier, N., Proisy, C., Vêga, C., Sabatier, D., and Couteron, P. (2011). Bidirectional texture function of lidar hillshade models of tropical forest canopy : An approach using lidar hillshade simulations. *Remote Sensing of Environment*, 115 :167–179.
- [Bhattacharyya, 1943] Bhattacharyya, A. (1943). On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions. *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, 35 :99–109.
- [Binkley et al., 2005] Binkley, D., Stape, J., Bauerle, W., and Ryan, M. (2005). Explaining growth of individual trees : Light interception and efficiency of light use by eucalyptus at four sites in brazil. *Forest Ecology and Management*, 259 :1704–1713.
- [Birnbaum, 2001] Birnbaum, P. (2001). Canopy surface topography in a french guiana forest and the folded forest theory. *PLANT ECOLOGY*, 153(1-2) :293–300.
- [Blandford, 1924] Blandford, H. (1924). The aero-photo survey and mapping of the irrawaddy delta. *Indian Forester*, 50 :605–616.
- [Blazquez, 1989] Blazquez, C. (1989). Computer-based image analysis and tree counting with aerial color infrared photography. *Journal of imaging technology*, 15(4) :163–168.
- [Bloch, 2003] Bloch, I. (2003). *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*. Hermès Science Publications.
- [Bloch and Maitre, 1994] Bloch, I. and Maitre, H. (1994). Data fusion in image processing : information models and decisions. *Traitement du signal*, 11(6) :431–568.
- [Bohlman and Pacala, 2012] Bohlman, S. and Pacala, S. (2012). A forest structure model that determines crown layers and partitions growth and mortality rates for landscape-scale applications of tropical forests. *JOURNAL OF ECOLOGY*, 100(2) :508–518.
- [Bonan, 2008] Bonan, G. (2008). Forests and climate change : Forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests. *SCIENCE*, 320(5882) :1444–1449.
- [Bragg, 2001] Bragg, D. (2001). Potential relative increment (pri) : a new method to empirically derive optimal tree diameter growth. *Ecological Modelling*, 137 :77–92.

- [Brandtberg, 2002] Brandtberg, T. (2002). Individual tree-based species classification in high spatial resolution aerial images of forests using fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 132(3) :371–387.
- [Brandtberg and Walter, 1998] Brandtberg, T. and Walter, F. (1998). Automated delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images by multiple-scale analysis. *Machine Vision and Applications*, 11 :64–73.
- [Brémaud, 2001] Brémaud, P. (2001). *Markov chain : Gibbs Fields, Monte Carlo Simulation and Queues*. Springer-Verlag.
- [Brosset et al., 1996] Brosset, A., CharlesDominique, P., Cockle, A., Cosson, J., and Masson, D. (1996). Bat communities and deforestation in french guiana. *Canadian Journal of Zoology*, 74(11) :1974–1982.
- [Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry, 1998] Bruniquel-Pinel, V. and Gastellu-Etchegorry, J. (1998). Sensitivity of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters. *Remote Sensing of Environment*, 65(1) :61–85.
- [CBD, 2012] CBD (2012). Convention on biological diversity. <http://www.cbd.int/>.
- [Chave et al., 2005] Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M., Chambers, J., Eamus, D., Fölster, H., F, F. F., Higuchi, N., Kira, T., Lescure, J., Nelson, B., Ogawa, H., Puig, H., Riéra, B., and Yamakura, T. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145(1) :87–99.
- [Chave et al., 2004] Chave, J., Condit, R., Aguilar, S., Hernandez, A., Lao, S., and Perez, R. (2004). Error propagation and scaling for tropical forest biomass estimates. *Philosophical Transactions of the Royal Society, Series B*, 359(1443) :409–420.
- [Chen et al., 2006] Chen, Q., Baldocchi, D., Gong, P., and KELLY, M. (2006). Isolating individual trees in a savanna woodland using small footprint lidar data. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 72(8) :923–932.
- [Coomes et al., 2003] Coomes, D., Duncan, R., Allen, R., and Truscott, J. (2003). Disturbances prevent stem size-density distributions in natural forests from following scaling relationships. *ECOLOGY LETTERS*, 6(11) :980–989.
- [Couteron, 2002] Couteron, P. (2002). Quantifying change in patterned semi-arid vegetation by fourier analysis of digitized aerial photographs. *International Journal of Remote Sensing*, 23(17).
- [Couteron et al., 2012] Couteron, P., Barbier, N., Proisy, C., Pélissier, R., and Vincent, G. (2012). Linking remote-sensing information to tropical forest structure : The crucial role of modelling. *Earthzine*.
- [Couteron et al., 2005] Couteron, P., Pélissier, R., Nicolini, E., and Paget, D. (2005). Predicting tropical forest stand structure parameters from fourier transform of very high-resolution remotely sensed canopy images. *Journal of applied ecology*, 42(6) :1121–1128.
- [Culvenor, 2002] Culvenor, D. (2002). Tida : an algorithm for the delineation of tree-crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery. *Computers & Geosciences*, 28(1) :33–44.

- [Culvenor et al.,] Culvenor, D., Coops, N., Preston, R., and Tolhurst, K. A spatial clustering approach to automated tree crown delineation. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada*, pages 67–80.
- [Daley et al.,] Daley, N., Burnett, C., Wulder, M., Niemann, K., and Goodenough, D. Comparison of fixed-size and variable-sized windows for the estimation of tree crown position. In *IGARSS Conference, Seattle, Washington, Etats-Unis*, pages 1323–1325.
- [DeFries et al., 2007] DeFries, R., Achard, F., Brown, S., Herold, M., Murdiyarso, D., Schlamadinger, B., and de Souza, C. (2007). Earth observations for estimating greenhouse gas emissions from deforestation in developing countries. *ENVIRONMENTAL SCIENCE & POLICY*, 10(4) :385–394.
- [Descamps et al., 2009] Descamps, S., Descombes, X., Béchet, A., and Zerubia, J. (2009). Détection de flamants roses par processus ponctuels marqués pour l’estimation de la taille des populations = flamingo detection using marked point processes for estimating the size of populations. *Traitement du Signal*, 26(2) :95–108.
- [Descombes, 2004] Descombes, X. (2004). *Méthodes stochastiques en analyse d’image : des champs de Markov aux processus ponctuels marqués*. Habilitation à diriger des Recherches, Université de Nice-Sophia Antipolis.
- [Descombes, 2011] Descombes, X. (2011). *Stochastic geometry for image analysis*. Wiley/ISTE.
- [Descombes et al., 2004] Descombes, X., Kruggel, F., Lacoste, C., Ortner, M., Perrin, G., and Zerubia, J. (2004). Marked point process in image analysis : from context to geometry. In *SPPA Conference*.
- [Descombes and Pechersky, 2006] Descombes, X. and Pechersky, E. (2006). Tree crown extraction using a three states markov random field. Technical Report 5982, INRIA, 2004, route des Lucioles-BP93-06902 Sophia Antipolis cedex, France.
- [Descombes et al., 2009] Descombes, X., R.Minlos, and Zhizhina, E. (2009). Object extraction using a stochastic birth-and-death dynamics in continuum. *J Math Imaging Vis*, 33 :347–359.
- [Dralle and Rudemo, 1996] Dralle, K. and Rudemo, M. (1996). Stem number estimation by kernel smoothing of aerial photos. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28 :1228–1236.
- [du Toit and Dovey, 2005] du Toit, B. and Dovey, S. (2005). Effect of site management on leaf area, early biomass development, and stand growth efficiency of a *eucalyptus* grandis plantation in south africa. *Canadian Journal of Forest Research*, 35 :891–900.
- [Enquist et al., 2009] Enquist, B., West, G., and Brown, J. (2009). Extensions and evaluations of a general quantitative theory of forest structure and dynamics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(17) :7046–7051.
- [Erikson, 2003] Erikson, M. (2003). Segmentation of individual tree crowns in colour aerial photographs using region growing supported by fuzzy rules. *Canadian Journal of Forestry Research*, 33 :1557–1563.

- [Erikson, 2004a] Erikson, M. (2004a). *Segmentation and Classification of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images*. PhD thesis, Swedish University of Agricultural Sciences.
- [Erikson, 2004b] Erikson, M. (2004b). Species classification of individually segmented tree crowns in high-resolution aerial images using radiometric and morphologic image measures. *Remote Sensing of Environment*, 91 :469–477.
- [et M. Rudemo, 2000] et M. Rudemo, J. L. (2000). Models for point processes observed with noise. *Biometrika*, 87(2) :235–249.
- [Falkowski et al., 2006] Falkowski, M., Smith, A., Hudak, A., Gessler, P., Vierling, L., and Crookston, N. (2006). Automated estimation of individual conifer tree height and crown diameter via two-dimensional spatial wavelet analysis of lidar data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 32(2) :153–161.
- [Forrester et al., 2006] Forrester, D., Bauhus, J., Cowie, A., and Vanclay, J. (2006). Mixed-species plantations of eucalyptus with nitrogen-fixing trees : A review. *Forest Ecology and Management*, 233(2-3) :211–230.
- [Franceschetti and Lanari, 1999] Franceschetti, G. and Lanari, R. (1999). *Synthetic aperture radar processing*. Electronic engineering systems series. CRC Press.
- [Fromard and Proisy, 2010] Fromard, F. and Proisy, C. (2010). Coastal dynamics and their consequences for mangrove structure and functioning in french guiana. pages 229–232.
- [Fromard et al., 1998] Fromard, F., Puig, H., Mougin, E., Marty, G., Betoulle, J., and Cadamuro, L. (1998). Structure, above-ground biomass and dynamics of mangrove ecosystems : New data from french guiana. *Oecologia*, 115 :39–53.
- [Fromard et al., 2004] Fromard, F., Véga, C., and Proisy, C. (2004). Half a century of dynamic coastal change affecting mangrove shorelines of french guiana. a case study based on remote sensing data analyses and field surveys. *Marine Geology*, 208 :265–280.
- [Gamal-Eldin et al., 2012] Gamal-Eldin, A., Descombes, X., Charpiat, G., and Zerubia, J. (2012). Multiple birth and cut algorithm for multiple object detection. *Journal of Multimedia Processing and Technologies*.
- [Gamal-Eldin et al., 2010] Gamal-Eldin, A., Descombes, X., and Zerubia, J. (2010). Multiple birth and cut algorithm for point process optimization. In *Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS 2010)*, Kuala Lumpur, Malaisie, pages 35–42.
- [Garritty et al., 2012] Garritty, S., Meyer, K., KD, K. M., Hardiman, B., and Bohrer, G. (2012). Estimating plot-level tree structure in a deciduous forest by combining allometric equations, spatial wavelet analysis and airborne lidar. *Remote Sensing Letters*, 3(5) :443–451.
- [Gastellu-Etchegorry, 2008] Gastellu-Etchegorry, J. (2008). 3d modeling of satellite spectral images, radiation budget and energy budget of urban landscapes. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 102(3-4) :187–207.
- [Gastellu-Etchegorry et al., 1996] Gastellu-Etchegorry, J., Demarez, V., Pinel, V., and Zagolski, F. (1996). Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58(2) :131–156.

- [Gastellu-Etchegorry et al., 1999] Gastellu-Etchegorry, J., Guillevic, P., Zagolski, F., Demarez, V., Trichon, V., Deering, D., and Leroy, M. (1999). Modeling brf and radiation regime of boreal and tropical forests : Part i. brf. *Remote Sensing of Environment*, 68(3) :281–316.
- [Geyer and Møller, 1994] Geyer, C. and Møller, J. (1994). Simulation procedures and likelihood inference for spatial point processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 21(4) :359–373.
- [GIEC, 2007] GIEC (2007). Bilan 2007 des changements climatiques. Technical report.
- [Gonçalves et al., 2008] Gonçalves, J., Stape, J., Laclau, J., Bouillet, J., and Ranger, J. (2008). Assessing the effects of early silvicultural management on long-term site productivity of fast-growing eucalypt plantations : the brazilian experience. *Southern forests*, 70(2) :105–118.
- [Gonçalves et al., 2004] Gonçalves, J., Stape, J., Laclau, J., P.Smethurst, and Gava, J. (2004). Silvicultural effects on the productivity and woodquality of eucalyptplantations. *Forest Ecology and Management*, 193(1-2) :45–6.
- [Gong et al., 2003] Gong, P., Pu, R., Biging, G., and Larrieu, M. (2003). Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6) :1355–1362.
- [Gong and Sheng, 2002] Gong, P. and Sheng, Y. (2002). 3d model-based tree measurement from high resolution aerial imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68 :1203–1212.
- [Goreaud, 2000] Goreaud, F. (2000). *Apport de l'analyse de la structure spatiale en forêt tempérée à l'étude et la modélisation des peuplements complexes*. PhD thesis, ENGREF-CEMAGREF, Nancy.
- [Gougeon, 1995] Gougeon, F. (1995). A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21 :274–284.
- [Gougeon, 1997] Gougeon, F. (1997). A locally adaptive technique for forest regeneration assessments from high resolution aerial images. In *19th Canadian Symposium on Remote Sensing, Ottawa, Ontario, Canada*.
- [Gougeon, 1998] Gougeon, F. (1998). Automatic individual tree crown delineation using a valley-following algorithm and a rule-based system. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada*, pages 11–23.
- [Gougeon et al., 1998] Gougeon, F., Leckie, D., Paradine, D., and Scott, I. (1998). Individual tree crown species recognition : the nahmint study. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada*, pages 209–223.
- [Green, 1995] Green, P. (1995). Reversible jump markov chain monte carlo computation and bayesian model determination. *Biometrika*, 82(4) :711–732.
- [Hastings, 1970] Hastings, W. (1970). Monte carlo sampling methods using markov chains and their applications. *Biometrika*, 57(1) :97–109.

- [Hedhli, 2010] Hedhli, I. (2010). Détection et décompte des couronnes d'arbres en forêt tropicale à partir d'images panchromatiques et/ou multi-spectrales et de données lidar. Technical report, INRIA de Sophia-Antipolis.
- [Holdridge, 1971] Holdridge, L. (1971). *Forest environments in tropical life zones : a pilot study*. Pergamon Press.
- [Holmgren et al., 2008] Holmgren, J., Persson, ., and Söderman, U. (2008). Species identification of individual trees by combining high resolution lidar data with multi-spectral images. *International Journal of Remote Sensing*, 29(5) :1537–1552.
- [Horvath et al., 2006] Horvath, P., Jermyn, I., Kato, Z., and Zerubia, J. (2006). A higher-order active contour model for tree detection. In *International Conference on Pattern Recognition, Hong-Kong*, volume 2, pages 130–133.
- [Huang et al., 2009] Huang, H., Gong, P., Cheng, X., Clinton, N., and Li, Z. (2009). Improving measurement of forest structural parameters by co-registering of high resolution aerial imagery and low density lidar data. *Sensors*, 9(3) :1541–1558.
- [Huete et al., 2002] Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., and Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the modis vegetation indices. *REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT*, 83(1-2) :195–213.
- [Husch, 1971] Husch, B. (1971). *Planning a Forest Inventory*.
- [Jackson et al., 2008] Jackson, R., Randerson, J., Canadell, J., Anderson, R., Avissar, R., Baldocchi, D., Bonan, G., Caldeira, K., Diffenbaugh, N., Field, C., Hungate, B., Jobbagy, E., Kueppers, L., Noretto, M., and Pataki, D. (2008). Protecting climate with forests. *ENVIRONMENTAL RESEARCH LETTERS*, 3(4).
- [James and Bell, 2000] James, S. and Bell, D. (2000). Leaf orientation, light interception and stomatal conductance of eucalyptus globulus ssp. globulus leaves. *Tree Physiology*, 20(12) :815–823.
- [Komiyaama et al., 2005] Komiyaama, A., Pongparn, S., and Kato, S. (2005). Common allometric equations for estimating the tree weight of mangroves. *Journal of Tropical Ecology*, 21 :471–477.
- [Korpela et al., 2007] Korpela, I., Dahlin, B., Schäfer, H., Bruun, E., Haapaniemi, F., Honkasalo, J., Ilvesniemi, S., Kuutti, V., Linkosalmi, M., Mustonen, J., Salo, Suomi, O., and Virtanen, H. (2007). Single-tree forest inventory using lidar and aerial images for 3d treetop positioning, species recognition, height and crown width estimation. In *International Conference on Pattern Recognition, Hong-Kong*, volume 36, pages 227–233.
- [Kulikova et al., 2009] Kulikova, M., Jermyn, I. H., Descombes, X., Zhizhina, E., and Zerubia, J. (2009). A marked point process model with strong prior shape information for extraction of multiple, arbitrarily-shaped objects. In *Proc. IEEE SITIS*. IEEE Computer Society.
- [Kulikova et al., 2010] Kulikova, M. S., Jermyn, I., Descombes, X., Zhizhina, E., and Zerubia, J. (2010). Extraction of arbitrarily shaped objects using stochastic multiple birth-and-death dynamics and active contours. In *Proc. IS&T/SPIE Electronic Imaging*.

- [Kulikova et al., 2007] Kulikova, M. S., Mani, M., Srivastava, A., Descombes, X., and Zerubia, J. (2007). Tree species classification using radiometry, texture and shape based features. In *Proc. European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*.
- [Lacoste, 2004] Lacoste, C. (2004). *Extraction de réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes par processus ponctuels marqués*. PhD thesis, Université de Nice-Sophia Antipolis.
- [Langevin, 2012] Langevin, C. (2012). Le mécanisme redd+ : Synthèse à l'usage des concessionnaires forestiers en afrique centrale. Technical report.
- [Langner et al., 2012] Langner, A., Samejima, H., Ong, R., Titin, J., and Kitayama, K. (2012). Integration of carbon conservation into sustainable forest management using high resolution satellite imagery : A case study in sabah, malaysian borneo. *INTERNATIONAL JOURNAL OF APPLIED EARTH OBSERVATION AND GEOINFORMATION*, 18 :305–312.
- [Larsen, 1997] Larsen, M. (1997). Crown modelling to find tree top positions in aerial photographs. In *the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, volume 2, pages 428–435.
- [Larsen, 1999] Larsen, M. (1999). Individual tree top position estimation by template voting. In *the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, volume 2, pages 83–90.
- [Larsen et al., 2011] Larsen, M., Eriksson, M., Descombes, X., Perrin, G., Brandberg, T., and Gougeon, F. (2011). Comparison of six individual tree crown detection algorithms evaluated under varying forest conditions. In *International Journal of Remote Sensing*, volume 32(20), pages 5827–5852.
- [Larsen and Rudemo, 1997] Larsen, M. and Rudemo, M. (1997). Estimation of tree positions from aerial photos. In *the 1997 Swedish Symposium on Image Analysis, Stockholm, Suède*, pages 130–134.
- [Larsen and Rudemo, 1998] Larsen, M. and Rudemo, M. (1998). Optimizing templates for finding trees in aerial photographs. In *the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, volume 19(12), pages 1153–1162.
- [Lieberman et al., 1995] Lieberman, M., Lieberman, D., Peralta, R., and Hartshorn, G. (1995). Canopy closure and the distribution of tropical forest tree species at la selva, costa rica. *Journal of Tropical Ecology*, 11(2) :161–177.
- [Lieshout, 2000] Lieshout, M. V. (2000). *Markov Point Processes and their Applications*. Imperial College Press.
- [Lim et al., 2003] Lim, K., Treitz, P., Wulder, M., St-Onge, B., and Flood, M. (2003). Lidar remote sensing of forest structure. *PROGRESS IN PHYSICAL GEOGRAPHY*, 27(1) :88–106.
- [Maire et al., 2012] Maire, G. L., Nouvellon, Y., Roupsard, O., Christina, M., Charbonnier, F., Zhou, J., Ponzoni, F., Stape, J., Dauzat, J., Couteron, P., and Proisy, C. (2012). Very high resolution satellite images for parameterization of tree-scale forest process-based model. In *IGARSS 2012, Munich, Allemagne*.

- [Malhi and Román-Cuesta, 2008] Malhi, Y. and Román-Cuesta, R. (2008). Analysis of lacunarity and scales of spatial homogeneity in ikonos images of amazonian tropical forest canopies. *Remote Sensing of Environment*, 112(5) :2074–2087.
- [Marsden et al., 2010] Marsden, C., le Maire, G., Stape, J., Seen, D. L., Roupsard, O., O. Cabral, D. E., Limah, A., and Nouvellon, Y. (2010). Relating modis vegetation index time-series with structure, light absorption and stem production of fast-growing eucalyptus plantations. *Forest Ecology and Management*, 259 :1741–1753.
- [Mather and Tso, 2009] Mather, P. and Tso, B. (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. CRC Press.
- [Metropolis et al., 1953] Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., and Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 21(6) :1087–1092.
- [Moeller et al., 2005] Moeller, D., Koerber, C., and Kaetsch, C. (2005). Texture classification applied on aerial imagery in forestry. In *19th European Conference on Modelling and Simulation*.
- [Moravie et al., 1999] Moravie, M., Durand, M., and Houllier, F. (1999). Ecological meaning and predictive ability of social status, vigour and competition indices in a tropical rain forest (india). *Forest Ecology and Management*, 117(1-3) :221–240.
- [Mougin et al., 1999] Mougin, E., Proisy, C., Marty, G., Fromard, F., Puig, H., Betoulle, J., and Rudant, J. (1999). Multifrequency and multipolarization radar backscattering from mangrove forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1) :94–102.
- [Muller-Landau et al., 2006a] Muller-Landau, H., Condit, R., Chave, J., Thomas, S., Bohlman, S., Bunyavejchewin, S., Davies, S., Foster, R., Gunatilleke, S., Gunatilleke, N., Harms, K., Hart, T., Hubbell, S., Itoh, A., A.R. Kassim, A., LaFrankie, J., Lee, H., Losos, E., Makana, J., Ohkubo, T., Sukumar, R., Sun, I., Supardi, N., Tan, S., Thompson, J., Valencia, R., Munoz, G., Wills, C., Yamakura, T., Chuyong, G., Dattaraja, H., Esufali, S., Hall, P., Hernandez, C., Kenfack, D., Kiratiprayoon, S., Suresh, H., Thomas, D., Vallejo, M., and Ashton, P. (2006a). Testing metabolic ecology theory for allometric scaling of tree size, growth and mortality in tropical forests. *ECOLOGY LETTERS*, 9(5) :575–588.
- [Muller-Landau et al., 2006b] Muller-Landau, H., Condit, R., Harms, K., Marks, C., Thomas, S., Bunyavejchewin, S., Chuyong, G., Co, L., Davies, S., Foster, R., Gunatilleke, S., Gunatilleke, N., Hart, T., Hubbell, S., Itoh, A., Kassim, A., Kenfack, D., LaFrankie, J., Lagunzad, D., Lee, H., Losos, E., Makana, J., Ohkubo, T., Samper, C., Sukumar, R., Sun, I., Supardi, N., Tan, S., D.Thomas, Thompson, J., Valencia, R., Vallejo, M., Munoz, G., Yamakura, T., Zimmerman, J., Dattaraja, H., Esufali, S., Hall, R., He, F., Hernandez, C., Kiratiprayoon, S., Suresh, H., Wills, C., and Ashton, P. (2006b). Comparing tropical forest tree size distributions with the predictions of metabolic ecology and equilibrium models. *ECOLOGY LETTERS*, 9(5) :589–602.
- [MultiMondes, 2009] MultiMondes, editor (2009). *MANUEL DE FORESTERIE*. ISBN : 9782895441380.

- [Ni-Meister et al., 2010] Ni-Meister, W., Lee, S., Strahler, A., Woodcock, C., Schaaf, C., Yao, T., Ranson, K., Sun, G., and Blair, J. (2010). Assessing general relationships between aboveground biomass and vegetation structure parameters for improved carbon estimate from lidar remote sensing. *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH-BIOGEOSCIENCES*, 115 (G00E11).
- [Niemann et al., 1998] Niemann, K., Adams, S., and Hay, G. (1998). Automated tree crown identification using digital orthophoto mosaics. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, pages 105–113.
- [Ortner, 2004] Ortner, M. (2004). *Processus Ponctuels Marqués pour l'Extraction Automatique de Caricatures de Bâtiments à partir de Modèles Numériques d'Élévation*. PhD thesis, Université de Nice-Sophia Antipolis.
- [Perrin, 2006] Perrin, G. (2006). *Etude du Couvert Forestier par Processus Ponctuels Marqués*. PhD thesis, Ecole Centrale Paris.
- [Persson et al., 2002] Persson, A., Holmgren, J., and Soderman, U. (2002). Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. 68(9) :925–932.
- [Phelps et al., 2012] Phelps, J., Webb, E., and Adams, A. (2012). Biodiversity co-benefits of policies to reduce forest-carbon emissions. 2(7) :497–503.
- [Pinz, 1991] Pinz, A. (1991). A computer vision system for the recognition of trees in aerial photographs. In *James Tilton, editor, Multisource Data integration in Remote Sensing, NASA Conference Publication*, volume 3099, pages 111–124.
- [Pinz, 1998] Pinz, A. (1998). Tree isolation and species classification. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, pages 127–139.
- [Pitkanen et al., 2004] Pitkanen, J., Maltamo, M., Hyypä, J., and Yu, X. (2004). Adaptive methods for individual tree detection on airborne laser based canopy height model. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :187–191.
- [Ploton et al., 2012] Ploton, P., Pelissier, R., Proisy, C., Flavenot, T., Barbier, B., Rai, S., and Couteron, P. (2012). Assessing aboveground tropical forest biomass using google earth canopy images. *ECOLOGICAL APPLICATIONS*, 22(3) :993–1003.
- [Pollock, 1994] Pollock, R. (1994). Model-based approach to automatically locating tree crowns in high spatial resolution images. In *Image and Signal Processing for Remote Sensing*, volume 2315, pages 526–537.
- [Pollock, 1996] Pollock, R. (1996). *The Automatic Recognition of Individual Trees in Aerial Images of Forests based upon a Synthetic Tree Crown Image Model*. PhD thesis, University of BC, Vancouver, Canada.
- [Poorter et al., 2006] Poorter, L., Bongers, L., and Bongers, F. (2006). Architecture of 54 moist-forest tree species : traits, trade-offs, and functional groups. *Ecology*, 87(5) :1289–1301.
- [Popescu and Wynne, 2004] Popescu, S. and Wynne, R. (2004). Seeing the trees in the forest : Using lidar and multispectral data fusion with local filtering and variable win-

- dow size for estimating tree height. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 70(5) :589–604.
- [Popescu et al., 2003] Popescu, S., Wynne, R., and Nelson, R. (2003). Measuring individual tree crown diameter with lidar and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian journal of remote sensing*, 29(5) :564–577.
- [Popescu and Zhao, 2008] Popescu, S. and Zhao, K. (2008). A voxel-based lidar method for estimating crown base height for deciduous and pine trees. *Remote sensing of environment*, 112(3) :767–781.
- [Pouliot et al., 2002] Pouliot, D., King, D., Bell, F., and Pitt., D. (2002). Automated tree crown detection and delineation in high-resolution digital camera imagery of coniferous forest regeneration. *Remote Sensing of Environment*, 82(2-3) :322–334.
- [Preston, 1976] Preston, C. (1976). Spatial birth and death processes. *Bulletin of the International Statistical Institute*, 46(2) :371–391.
- [Proisy et al., 2012a] Proisy, C., Barbier, N., Guérout, M., Péliissier, R., Gastellu-Etchegorry, J., Grau, E., and Couteron, P. (2012a). Biomass prediction in tropical forests : The canopy grain approach. *Remote Sensing of Biomass - Principles and Applications*, pages 59–76.
- [Proisy et al., 2007] Proisy, C., Couteron, P., and Fromard, F. (2007). Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using fourier-based textural ordination of ikonos images. *Remote Sensing of Environment*, 109(3) :379–392.
- [Proisy et al., 2012b] Proisy, C., Gastellu-Etchegorry, J., Barbier, N., Couteron, P., Cros, J., Guérout, M., Grau, E., Grizonnet, M., and Lauret, N. (2012b). Apport de la mesure du grain de canopée dans les images thr pour l’estimation des paramètres forestiers en mangroves de forte biomasse. In *1er colloque de restitution TOSCA/CNES, Paris*.
- [Proisy et al., 2009] Proisy, C., Gratiot, N., Anthony, E., Gardel, A., Fromard, F., and Heuret, P. (2009). Mud bank colonization by opportunistic mangroves : A case study from french guiana using lidar data. *continental Shelf Research*, 29 :632–641.
- [Proisy et al., 2000] Proisy, C., Mougin, E., Fromard, F., and Karam, M. (2000). Interpretation of polarimetric radar signatures of mangrove forests. *Remote Sensing of Environment*, 71 :56–66.
- [Proisy et al., 2002] Proisy, C., Mougin, E., Fromard, F., Trichon, V., and Karam, M. (2002). On the influence of canopy structure on the polarimetric radar response from mangrove forest. *International Journal of Remote Sensing*, 23 :4197–4210.
- [Purves and S, 2008] Purves, D. and S, S. P. (2008). Predictive models of forest dynamics. *Science*, 320 :1452–1453.
- [Ramousse et al., 1996] Ramousse, R., Berre, M. L., and Guelte, L. L. (1996). Introduction aux statistiques.
- [Raynal-Roques, 2001] Raynal-Roques, A., editor (2001). Belin edition.
- [Reitberger et al., 2009] Reitberger, J., Schnörr, C., Krzystek, P., and Stilla, U. (2009). 3d segmentation of single trees exploiting full waveform lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 :561–574.

- [Saenger, 2002] Saenger, P. (2002). *Mangrove Ecology, Silviculture, and Conservation*. Dordrecht, NL : Kluwer Academic Publishers.
- [Sarraihi, 1990] Sarraihi, J. (1990). Les parcelles élémentaires à ecerex, étude du ruissellement et de l'érosion sous forêt naturelle et sous prairie. Technical report, INRA-CTFT, Paris.
- [Schaffelke et al., 2005] Schaffelke, B., Mellors, J., and Duke, N. (2005). Water quality in the great barrier reef region : responses of mangrove, seagrass and macroalgal communities. *Marine Pollution Bulletin*, 51 :279–296.
- [Shugart et al., 2010] Shugart, H., Saatchi, S., and Hall, F. (2010). Importance of structure and its measurement in quantifying function of forest ecosystems. *Journal of Geophysical Research Biogeosciences*, 115(G00E13).
- [Solberg et al., 2006] Solberg, S., Naesset, E., and Bollandsas, O. (2006). Single tree segmentation using airborne laser scanner data in a structurally heterogeneous spruce forest. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72(12) :1369–1378.
- [Song et al., 2010] Song, C., Dickinson, M., Su, L., Zhang, S., and Yaussey, D. (2010). Estimating average tree crown size using spatial information from ikonos and quickbird images : Across-sensor and across-site comparisons. *Remote sensing of environment*, 114(5) :1099–1107.
- [Stape et al., 2010] Stape, J., Binkley, D., Ryan, M., Fonseca, S., Loos, R., Takahashi, E., Silva, C., Silva, S., Hakamada, R., de A. Ferreira, J., Lima, A. M., Gava, J., Leite, F., Andrade, H., Alves, J., Silva, G., and M.R.Azevedo (2010). The brazil eucalyptus potential productivity project : Influence of water, nutrients and stand uniformity on wood production. *Forest Ecology and Management*, 259 :1684–1694.
- [Steege et al., 2000] Steege, H. T., D.Sabatier, Castellanos, H., Andel, T. V., Duivenvoorden, J., Oliveira, A. A. D., Ek, R., Lilwah, R., Maas, P., and Mori, S. (2000). An analysis of the floristic composition and diversity of amazonian forests including those of the guiana shield. *Journal of tropical ecology*, 16(6) :801–828.
- [Stoica, 2001] Stoica, R. (2001). *Processus ponctuels pour l'extraction de réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes*. PhD thesis, Université de Nice-Sophia Antipolis.
- [Strigul et al., 2008] Strigul, N., Pristinski, D., Purves, D., Dushoff, J., and Pacala, S. (2008). Scaling from trees to forests : Tractable macroscopic equations for forest dynamics. *Ecological Monographs*, 78(4) :523–545.
- [Suárez et al., 2005] Suárez, J., Ontiveros, C., Smith, S., and Snape, S. (2005). Use of airborne lidar and aerial photography in the estimation of individual tree heights in forestry. *Computers and Geosciences*, 31(2) :253–262.
- [Tanaka et al., 2007] Tanaka, N., Sasaki, Y., Mowjood, M., Jinadasa, K., and Homchuen, S. (2007). Coastal vegetation structures and their functions in tsunami protection : experience of the recent indian ocean tsunami. In *Landscape and Ecological Engineering*, volume 3, pages 33–45.
- [Thévenaz et al., 2009] Thévenaz, P., Blu, T., and Unser, M. (2009). *Image Interpolation and Resampling*. Handbook of Medical Image Processing and Analysis (Second Edition).

- [UNFCCC, 2012] UNFCCC (2012). United nations framework convention on climate change. <http://unfccc.int/2860.php>.
- [Valiela et al., 2001] Valiela, I., Bowen, J., and York, J. (2001). Mangrove forests : One of the world's threatened major tropical environments. *Bioscience*, 51 :807–815.
- [Véga and Durrieu, 2011] Véga, C. and Durrieu, S. (2011). Multi-level filtering segmentation to measure individual tree parameters based on lidar data : Application to a mountainous forest with heterogeneous stands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(4) :646–656.
- [Vincent and Harja, 2008] Vincent, G. and Harja, D. (2008). Exploring ecological significance of tree crown plasticity through three-dimensional modelling. *ANNALS OF BOTANY*, 101(8) :1221–1231.
- [Vincent et al., 2012] Vincent, G., Sabatier, D., Blanc, L., Chave, J., Weissenbacher, E., Péliissier, R., Fonty, E., Molino, J., and Couteron, P. (2012). Accuracy of small footprint airborne lidar in its predictions of tropical moist forest stand structure. *Remote Sensing of Environment*, 125 :23–33.
- [Vincent and Soille, 1991] Vincent, L. and Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6) :583–598.
- [Warner et al., 1998] Warner, T., Lee, J., and McGraw, J. (1998). Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest. In *International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada*, pages 81–91.
- [West et al., 2009] West, G., Enquist, B., and Brown, J. (2009). A general quantitative theory of forest structure and dynamics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(17) :7040–7045.
- [Wolf and Heipke, 2007] Wolf, B. and Heipke, C. (2007). Automatic extraction and delineation of single trees from remote sensing data. *Machine Vision and Applications*, 18 :317–330.
- [Zhou et al., 2010] Zhou, J., Proisy, C., Descombes, X., Hedhli, I., Barbier, N., Zerubia, J., Gastellu-Etchegorry, J., and Couteron, P. (2010). Tree crown detection in high resolution optical and lidar images of tropical forest. In *Proc. SPIE Symposium on Remote Sensing*, volume 7824 (78240Q).
- [Zhou et al., 2012] Zhou, J., Proisy, C., Descombes, X., le Maire, G., Nouvellon, Y., Stape, J., Viennois, G., Zerubia, J., and Couteron, P. (2012). Mapping local density of young eucalyptus plantations by individual tree detection in high spatial resolution satellite images. *Forest Ecology and Management*. soumis.
- [Zhou et al., 2011] Zhou, J., Proisy, C., Descombes, X., le Maire, G., Nouvellon, Y., Zerubia, J., and Couteron, P. (2011). Tree crown detection in high resolution optical images during the early growth stages of eucalyptus plantations in brazil. In *First Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR), 2011*, pages 623–627.